

Universidad Andina Simón Bolívar

Sede Ecuador

Área de Gestión

Maestría en Finanzas y Gestión de Riesgos

**Desarrollo de un modelo de scoring de segmentación de cobranzas
para tarjeta de crédito de la banca de personas de Produbanco**

Blanca Yadira Riera Naranjo

Tutor: Paúl Noboa García

Quito, 2018



**CLAUSULA DE CESION DE DERECHO DE PUBLICACION DE
TESIS/MONOGRAFIA**

Yo, BLANCA YADIRA RIERA NARANJO, autora de la tesis intitulada **“Desarrollo de un modelo de scoring de segmentación de cobranzas para tarjeta de crédito de la banca de personas de Produbanco”** mediante el presente documento dejo constancia de que la obra es de mi exclusiva autoría y producción, que la he elaborado para cumplir con uno de los requisitos previos para la obtención del título de Magíster en Finanzas y Gestión de Riesgos en la Universidad Andina Simón Bolívar, Sede Ecuador.

1. Cedo a la Universidad Andina Simón Bolívar, Sede Ecuador, los derechos exclusivos de reproducción, comunicación pública, distribución y divulgación, durante 36 meses a partir de mi graduación, pudiendo por tanto la Universidad, utilizar y usar esta obra por cualquier medio conocido o por conocer, siempre y cuando no se lo haga para obtener beneficio económico. Esta autorización incluye la reproducción total o parcial en los formatos virtual, electrónico, digital, óptico, como usos en red local y en internet.
2. Declaro que en caso de presentarse cualquier reclamación de parte de terceros respecto de los derechos de autor/a de la obra antes referida, yo asumiré toda responsabilidad frente a terceros y a la Universidad.
3. En esta fecha entrego a la Secretaría General, el ejemplar respectivo y sus anexos en formato impreso y digital o electrónico.

Fecha: Enero 8 de 2018

Firma:

RESUMEN

Esta investigación pretende llegar a clasificar los segmentos de comportamiento de pago de los tarjetahabientes de la institución y generar una matriz ordenada de estrategias de recupero con un incentivo motivacional, considerando las variables que arroje el modelo para determinar la probabilidad de un mal cliente. Creando una gestión distinta a la practicada actualmente, tomando en cuenta un servicio al cliente de calidad incluso en este tipo de proceso.

Nace de la necesidad de mejorar la calidad de servicio al cliente, ya que en evaluaciones de satisfacción internas respecto al proceso de cobro se observa contrariedad cuando reciben un llamado de la institución bancaria por impago cuando es la primera vez que sucedió y su historial ha sido de cumplimiento. Esto da la medida a que se ejecuta sin distinción la gestión de cobro sea a clientes deudores en rangos de mora acumulados o su historial ha sido el no pago en relación a tarjetahabientes que cayeron por primera vez en mora o mantuvieron un saldo menor en días transcurridos. De ahí que se requiere mejorar la forma de gestión de cobro según el segmento.

Se pretende con el modelo obtener una probabilidad de mora, con la cual se establezcan niveles y con los mismos se segmente la gestión de cobro. Es decir el modelo propiamente no da los segmentos sino la probabilidad de mora de los clientes, con eso establecer puntos de corte y con los puntos de corte armar estos segmentos.

La colocación masiva del producto tarjeta de crédito origina un nivel de riesgo en su recupero, producto del riesgo crediticio definido como: “La posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas” (Mora 2012). Por tanto, el desarrollo del scoring de cobranzas para predecir este nivel de riesgo aporta en la definición de una estrategia acertada de recuperación de acuerdo al comportamiento del deudor.

Al revisar la bibliografía de elaboración de modelos para el desarrollo del score de cobranzas se puede optar por modelos que utilicen la función de distribución de una variable aleatoria normal estándar para transformar la regresión en el intervalo de la unidad. (Landschoot 2012). Lo cual permite concluir con análisis de estos segmentos.

DEDICATORIA

A mis abnegados padres, principalmente a mi mamita Beatriz Naranjo Dávila que desde el cielo siento su bendición, quien siempre estuvo pendiente de mí y su amor vive en mi alma.

A mi ser mismo, porque el desarrollo de este trabajo investigativo ha sido un verdadero reto, con la motivación de culminarlo en memoria de mi señora madre.

AGRADECIMIENTO

A Dios quien es el creador omnipotente de nuestras vidas que me ha brindado tantas bendiciones y me ha consagrado con la sabiduría para poder realizar estos objetivos.

A mis amados padres por su filial amor que me han animado durante toda mi vida a continuar escalando los peldaños del camino de la superación. Madrecita sentirás mi amorosa gratitud donde te encuentres ahora.

A la Universidad Andina Simón Bolívar, a su personal administrativo y a mis estimados profesores, quienes supieron brindar sus servicios y conocimiento para seguir formándome como profesional. Especialmente a mi apreciado Director de Tesis Economista Paúl Noboa, quien con su valioso apoyo aportó al logro de culminar de la mejor manera esta tesis.

A mi institución de labores y todas aquéllas personas que me apoyaron de una u otra forma en la realización de este trabajo investigativo. Principalmente a Tere.

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN.....	7
CAPÍTULO PRIMERO: Marco teórico	9
1.1 Definición de Riesgo de Crédito.....	9
1.1.1 Qué es el riesgo de crédito.....	9
1.1.2 Definiciones de estrategias de recupero en Produbanco.....	11
1.2 Mejores prácticas para la gestión de cobranzas en tarjeta de crédito.....	14
1.2.1 Recomendaciones de normativa de Basilea III.....	14
1.2.2 Experiencia principales sociedades de colocación.....	15
1.3 Definición de los modelos multivariantes a utilizar: Logit y Probit.....	18
1.3.1 ¿Qué son los modelos multivariantes?.....	18
1.3.2 Proceso de desarrollo de Logit y Probit.....	21
1.4 Descripción de la metodología de desarrollo del score de cobranzas.....	24
CAPÍTULO SEGUNDO: Definición de variables y desarrollo de los modelos	26
2.1 Diagnóstico de la cartera de tarjeta de crédito de Produbanco.....	26
2.1.1 Datos estadísticos de la Cartera de consumo y tarjeta de crédito del Sistema Financiero y Produbanco.....	26
2.1.2 Resultado de la situación actual.....	48
2.2 Evaluación de la data y determinación de variables.....	50
2.2.1 Recopilación de la data y procesamiento de información.....	51
2.2.2 Seleccionar las variables que aportan al modelo a aplicar Logit.....	67
2.2.3 Ejecución de pruebas de variables en el modelo Logit.....	69
2.2.4 Corrida del modelo final escogido para el scoring de cobranzas.....	72
CAPÍTULO TERCERO: Presentación de resultados	79
3.1 Determinación de los segmentos de default.....	79
3.2 Definición de estrategias para generar la matriz ordenada de cobranza.....	80
CAPÍTULO CUARTO: Conclusiones y Recomendaciones	82
4.1 Conclusiones.....	82
4.2 Recomendaciones.....	84
BIBLIOGRAFÍA	85
ANEXOS	86

INTRODUCCIÓN

A partir de la llegada de las transacciones a través de tarjeta de crédito en los años 60's, el crédito de consumo se ha disparado desde la última mitad del siglo XX, lo que hace difícil el no incursionar en este producto ya que en muchos casos actualmente, solo se pueden hacer negociaciones a través de tarjetas de crédito como es el caso de compras a través del internet. (Thomas, Edelman y Crook 2002).

El producto tarjeta de crédito nace de la relación entre las instituciones financieras controladas y las franquicias que administran el mismo, cumpliendo con requerimientos mutuos de mantenimiento y control. En Ecuador se ha convertido en un instrumento altamente requerido por los clientes bancarios, debido al crecimiento sostenido de la demanda interna, de ahí la necesidad de incursionar en este segmento de mercado.

Los score de cobranzas facilitan la implementación de mejores estrategias de recupero ya que consideran las características del producto, a través de modelos que permiten determinar la prioridad, el canal y el momento adecuados para cada cliente de manera de optimizar el uso de los recursos, minimizar los costos y maximizar el recupero. (CENTER FOR FINANCIAL 2011).

En el Ecuador se consideran cuatro bancos grandes: Pichincha, Pacífico, Guayaquil y Produbanco, en ese orden de *ranking*. La cartera de consumo al 31/mar/2016 suma USD 5,125.000 que representa el 60.54% del sistema financiero ecuatoriano (Superintendencia de Bancos del Ecuador, Boletín financiero marzo 2016).

Produbanco a marzo/2016 mantiene 187.5MM colocados en tarjeta de crédito, cuyo 5,94% se encuentra como cartera vencida, refinanciada o reestructurada, resultado del análisis de cosechas realizado por la Unidad de Riesgos Integrales del banco. El desarrollo del modelo de scoring de cobranzas permite obtener puntos de cortes en función de la probabilidad de la mora pronosticada (marca de mora de 61 días) para realizar una segmentación y generar una matriz ordenada de estrategias de recupero.

El producto tarjeta de crédito es de fácil admisión y de colocación masiva, por tanto el scoring pretende entregar un segmento de que tan probable es que un cliente caiga en un punto de default común en este tipo de productos como lo es 30 días. Sin embargo, de acuerdo al análisis que se realice a la base de datos se determinará el punto requerido de default.

En caso de no poder implementar el modelo desarrollado, Produbanco perdería una herramienta que discrimina de mejor manera los puntos de corte basados en la probabilidad de mora pronosticada.

El producto tarjeta de crédito es un segmento sensitivo que el Produbanco está incursionando con tácticas competitivas y de carácter masivo, por tanto está inmerso en la probabilidad de no cobro, que se requiere gestionar oportunamente.

Por lo cual se debe administrar los posibles eventos de incumplimiento parcial o total del tarjeta habiente, entonces se requiere desarrollar el scoring de cobranzas con el fin de definir segmentos en función de la probabilidad de mora pronosticada y así generar estrategias de recupero de la tarjeta de crédito colocada, considerando el tipo de BIN -número de identificación del segmento al que pertenece la tarjeta- con el supuesto que es una variable que explica el comportamiento de su tarjetahabiente.

El aporte del desarrollo del scoring de cobranzas para el Produbanco será entregar una segmentación basada en la probabilidad de mora y así poder generar una matriz de estrategias de cobro en el producto tarjeta de crédito.

De lo expuesto, la presente investigación permitirá como objetivo general: Mejorar la gestión de cobranzas a través del desarrollo de un score con el fin de entregar segmentos de tarjeta habiente de Produbanco en función de la probabilidad de mora pronosticada.

Se establecen como objetivos específicos:

- Diagnosticar la situación actual de la cartera de tarjeta de crédito de Produbanco.
- Definir el score del motor de cobranzas por segmentación.
- Establecer los parámetros que permitan segmentar a cada sujeto de crédito, que permita predecir el nivel de riesgo, redefinir estrategias de cobro, disminuir provisiones y optimizar la cobertura.

Con este argumento se plantea la hipótesis siguiente:

El desarrollo del scoring de cobranzas de tarjeta de crédito para Produbanco, permite obtener la mora pronosticada para discriminar puntos de corte y así segmentar una estrategia innovadora en la gestión del proceso de cobro.

Con el fin de facilitar el desarrollo del presente trabajo académico, se ha dividido en la siguiente estructura: 1) Introducción, 2) Marco Teórico, 3) Definición de variables desarrollo de los modelos, 4) Presentación de resultados; y, 5) Conclusiones y Recomendaciones.

Capítulo primero

Marco teórico

1.1. Definición de Riesgo de Crédito

1.1.1 Qué es el riesgo de crédito

Según la definición de la Superintendencia de Bancos el riesgo de crédito es la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas¹.

Otra definición se refiere a la incertidumbre de la eventual pérdida económica debido al no cumplimiento parcial o total de la contraparte de su compromiso en los términos acordados, relacionada con su solvencia principalmente. La Superintendencia de Bancos, señala también que es: “El riesgo que asume el prestador derivado de la posibilidad de que el prestatario incumpla sus obligaciones”. Es decir la probabilidad que un agente económico en este caso Produbanco Grupo Promerica asuma la pérdida originada como consecuencia del no pago de la deuda generada por un tarjeta habiente.

Al hablar de riesgo de crédito, como se ha expuesto hablamos de incumplimiento, que se relaciona con el evento en el cual un deudor no efectúa el pago de sus obligaciones bajo las condiciones previamente pactadas: lo hace con posterioridad a la brecha programada, de forma parcial y fuera del vencimiento o en distintas condiciones a las contraídas.

Así también, otras definiciones de diferentes autores coinciden que el riesgo de crédito tiene relación con el deterioro en la capacidad de pago de los deudores originando una posible falta de atención total o parcial del derecho de cobro llegado el vencimiento, lo que produciría una pérdida para el acreedor. El riesgo de crédito puede corresponderse al riesgo de insolvencia o contrapartida y riesgo país:

Riesgo de insolvencia o contrapartida. Está inherente en el giro del negocio y se origina por la dificultad económica-financiera del deudor para realizar el pago, sea por las condiciones de mercado o de su propia realidad.

¹ Libro I.- Normas Generales para las instituciones del sistema financiero, Capítulo II, Título X - De la Gestión y Administración del Riesgo de Crédito, Codificación de resoluciones de la Superintendencia de Bancos y Junta Bancaria.

Riesgo país. Aquél que afecta al deudor e imposibilita de cumplir su obligación por condiciones propias del mercado y/o factores políticos.

Por tanto, se puede deducir que los factores del riesgo de crédito están dados por el incumplimiento (morosidad) y la calidad crediticia. Es el riesgo de pérdida derivado de la toma de posiciones o contratación de productos en el que tenemos una serie de hechos económicos, que son al mismo tiempo obligaciones de la contraparte y en que el valor de dichos derechos se ve afectado por la valoración que el mercado realiza en cada momento sobre la solvencia (calidad crediticia) de la contraparte.²

Por las razones expuestas, la literatura revisada expone que el riesgo de crédito es llamado también de insolvencia o de *default*, confirmando que se relaciona con la posibilidad de caer en una pérdida si la contrapartida deja de cumplir su obligación en su cuantía acordada por contrato y a su debido tiempo. Así los principios que esta determina, son:

La pérdida esperada, que se determina calificando a cada uno de los acreedores y depende del deterioro que presente la cartera a la fecha de la evaluación.

La pérdida inesperada, su exposición depende del valor de mercado de los activos con riesgo de crédito. Básicamente resulta de considerar las primas de riesgos (*spread*) por rating y plazo relacionado con el tipo de interés libre de riesgo al mismo plazo.

Capital regulatorio y económico, probable evento de crédito en un período por quiebra, moratoria, impago, negación, reestructuración, vencimiento exigible.

Partiendo que las tarjetas de crédito deben ser tratadas por el deudor igual que un préstamo, su uso debe ser de manera responsable ya que en el transcurso de la incurrancia en gastos puede comprometer el pago perdiendo la noción de los valores acumulados y caer en el incumplimiento.

La principal actividad de los bancos es otorgar préstamos, misma que requiere que éstos hagan juicios en relación a la calidad crediticia de los deudores. Estos juicios no siempre son precisos y la calidad crediticia del deudor puede perder eficacia en el tiempo debido a varios factores como la capacidad de pago del cliente, la calidad del colateral o garantía que respalda el préstamo, la solidez financiera del cliente y el entorno económico.

² Presentación Riesgo de Crédito efectuada por el Ec. Paúl Noboa, profesor en la Maestría de Finanzas y gestión de riesgos.

El riesgo de crédito “es el riesgo de pérdida derivado de la toma de posiciones o contratación de productos en el que tenemos una serie de derechos económicos, que son al mismo tiempo obligaciones de la contraparte y en que su valoración de derechos se ve afectado por la valoración que el mercado realiza en cada momento sobre la solvencia (calidad crediticia) de la contraparte” (Mora 2012).

Si bien el riesgo crediticio no se limita a la función del préstamo y abarca otras operaciones como: divisas, futuros financieros, swaps, aceptaciones bancarias, compromisos y garantías, interbancarios, entre otras; esta investigación se desarrollará sobre el riesgo crediticio en función del préstamo, ya que la tarjeta de crédito es una operación de cartera.

1.1.2 Definiciones de estrategias de recupero en Produbanco Grupo Promerica

Para explicar la estrategia aplicada en la institución, partiremos de la definición la gestión de cobranzas:

Gestión de cobranzas

El objetivo de la gestión de cobranzas es reactivar la relación comercial con el cliente, de manera que mantenga sus obligaciones al día. Inicia el momento que el deudor incumple, se puede realizar a través de procesos extra judiciales: llamadas telefónicas, notificaciones, visitas y finalmente con un proceso judicial.

Es parte del negocio bancario tener portafolios de clientes con atrasos o incobrables. El problema radica cuando este porcentaje sobrepasa los límites esperados, por lo que la estrategia de cobranza es parte integral del proceso de crédito, principalmente por dos razones: Mayor concentración en actividades de promoción y análisis de créditos y el incremento en los niveles de morosidad institucionales (CENTER FOR FINANCIAL 2011).

Modelos de scoring de cobranzas

Herramienta estadística que permite predecir si un cliente incumplirá o no sus obligaciones de pago con una operación; y, cuantificar las probabilidades de recuperarse el saldo actual de la cartera en proceso de cobranza, predecir de forma estadística la solvencia del deudor y su deseo de pago, de manera que se observen resultados lógicos que permitan definir estrategias que reduzcan los saldos incobrables y los gastos operativos de recupero.

Modelo predictivo cuya salida es la probabilidad de impago de la operación (probability of default, PD o pi).

La estrategia de la gestión de cobranzas en Produbanco Grupo Promerica se aplica tanto para la banca corporativa como para la banca minorista (antes banca de personas); y dentro de este segmento el mercado masivo de la tarjeta de crédito.

En el organigrama institucional del banco se mantiene una área responsable de la gestión de recupero y para la toma de decisiones cuenta con una Comisión de Cobranzas como órgano interno. La unidad de Recuperaciones se apoya en empresas especializadas externas contratadas para la cobranza de la cartera de consumo principalmente la cartera masiva que incluye la Tarjeta de crédito; y, adicionalmente coordina y controla los resultados de estas empresas. Pasa a este proceso, la cartera que cumple ciertas condiciones de la matriz de decisión que depende del factor “mora”. Existen tres tipos de cobranza: Premora y Preventiva, Extrajudicial; y, Judicial.

El índice de morosidad con corte marzo/16 es de 3.43%.

Cobranza Pre mora y Preventiva.

Es la gestión enfocada a los productos de consumo en cuyo segmento se encuentra la tarjeta de crédito, objeto de esta investigación. Se remiten SMS y e-mails de acuerdo al comportamiento del cliente como campaña preventiva.

Se realiza a través del departamento interno encargado de esta tarea, como una gerencia anticipada de la cartera por vencer hasta 7 días, notificando al cliente la próxima fecha de pago de su tarjeta y saldo.

Paralelamente se remite una carga a las mencionadas empresas de la información de la cartera de TC vencida (1 a 5 días), con ciertos parámetros de confidencialidad con el fin de cuidar el sigilo bancario.

El área de Recuperaciones recibe reportes diarios con los resultados de la gestión, de manera que se conozca el estado y se pueda proceder con los siguientes pasos en los casos requeridos.

Cobranza extrajudicial

Con las mismas empresas externas e incluida la subsidiaria del Grupo, se inicia la gestión de cobro extrajudicial a través de llamadas telefónicas, visitas domiciliarias, menajes, cartas. Se aplica para la etapa de mora temprana y media, a partir de 1 hasta 180 días vencidos, en base al análisis de los ejecutivos de Recuperaciones, mismo que

se requiere reforzar con los resultados que arroje el modelo interno del score de cobranzas a desarrollar en esta investigación.

El área de Recuperaciones mantiene un panel de control de indicadores que permite medir la gestión de cada una de las empresas de cobranzas externas y evaluar comparativamente la oportunidad.

Los índices de efectividad de recaudación en esta etapa, según información presentada por las empresas de cobranzas para el primer trimestre/2016 son:

Cuadro 1
Índices de efectividad por cuentas vencidas

MES	MONTO RECUPERADO CARTERA			MONTO RECUPERADO TARJETA DE CRÉDITO		
	Empresa A	Empresa B	Subsidiaria	Empresa A	Empresa B	Subsidiaria
Enero	53%	49%	80%	65%	47%	67%
Febrero	54%	45%	74%	73%	51%	74%
Marzo	56%	51%	83%	79%	53%	77%
% Promedio	54%	48%	79%	72%	50%	73%

Fuente: Informes internos Produbanco
Elaboración propia.

Cobranza Judicial.

Con los resultados finales de la etapa anterior y una vez agotadas las gestiones extrajudiciales, el departamento de Recuperaciones y/o el Comité de Demanda de la subsidiaria resuelven iniciar acciones judiciales que aplica para la cartera con mora alta. Este departamento designa los clientes a entregar a cada abogado, distribuyendo de acuerdo a su infraestructura. A la fecha de corte indicada en el párrafo anterior, la concentración de los informes es como sigue:

Cuadro 2
Distribución de casos

ABOGADO	No. Casos	%casos
Sxxxx Vxxxxz	801	71.71%
Nxxx Lxxxxa	156	13.97%
Dxxx Oxxxxz	69	6.18%
Axxxx Mxxxz	27	2.42%
Mxxxx Yxxxxa	27	2.42%
Sxxxx Txxxxn	5	0.45%
Jxxxx Cxxxxxxxxe	25	2.24%
Exxxx Nxxxxo	7	0.63%
Total general	1117	100%

Fuente: Informes internos Produbanco
Elaboración propia.

1.2 Mejores prácticas para la gestión de cobranzas en tarjeta de crédito

1.2.1 Recomendaciones de normativa de Basilea III

A lo largo de los últimos años desde su creación, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea³ ha creado **Acuerdos** (1982 y mejorado hasta 2010), con el fin de establecer un marco referencial que permita fortalecer en mayor medida la solidez y estabilidad del sistema bancario internacional y al mismo tiempo mantenga la consistencia necesaria para que la normativa de suficiencia de capital sea estándar y no competitiva entre los bancos.

Así, en el proceso de revisión de normas supervisoras bancarias, con el afán de promover procesos adecuados para entender, tratar y evitar posibles pérdidas financieras que afecten al cliente bancario incurridas por distintos riesgos, este Comité ha ido promoviendo diferentes acuerdos hasta llegar a la normativa de Basilea III que si bien se basa en los estándares establecidos en el año 2006 en el nuevo acuerdo de capital, a partir del año 2009 el Comité de Basilea observó la necesidad de realizar reformas al marco de Basilea II producto de la crisis financiera internacional iniciada en Estados Unidos por los créditos hipotecarios. Fue entonces en diciembre del año 2010 que culminó su marco de desarrollo con varios agregados que incluyen como parte de la gestión de riesgo de crédito recomendaciones para administrar el riesgo de concentración y el de contraparte principalmente, considerando tanto la acumulación de reservas de capital en tiempos prósperos para usarse en períodos de stress como el valor en riesgo (VAR) en situaciones de tensión, que se concentrará en un requerimiento normativo hacia el sistema financiero. Así, la Superintendencia de Bancos de Ecuador en junio 2012 crea la provisión anti cíclica.

Basilea III o Marco Regulador Internacional para Bancos 2010 como se le conoce también, es un conjunto integral de reformas que buscan fortalecer la regulación, supervisión y gestión de riesgos del sector bancario. Medidas que persiguen⁴:

- Mejorar la capacidad del sector bancario para afrontar perturbaciones ocasionadas por tensiones financieras o económicas de cualquier tipo.

³ Creado en 1975 por los directores de bancos centrales y por altos representantes de autoridades en supervisión bancaria de Alemania, Bélgica, Canadá, España, Estados Unidos, Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Suiza, los Países Bajos y el Reino Unido, conocido también como “grupo de los diez”. Celebran sus reuniones generalmente en la sede del Banco de Pagos Internacionales en Basilea (Suiza), donde está ubicada su Secretaría, de ahí el nombre de Basilea.

⁴ Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, Basilea III, Acceso web:
http://www.bis.org/bcbs/basel3_es.htm

- Optimizar la gestión de riesgos y el buen gobierno en los bancos.
- Reforzar la transparencia y la divulgación de información de los bancos.

El paquete de reformas del Comité incluye⁵: aumento del requerimiento mínimo de capital ordinario (*common equity*) del 2% al 4,5% y mantener un colchón de conservación del capital del 2,5% para enfrentar futuros períodos de tensión, de tal manera que el requerimiento de total de capital ordinario se situará en el 7%.

Para efectos de este trabajo de investigación, se tomarán las recomendaciones aplicables para la gestión del riesgo de crédito en el producto a analizarse la tarjeta de crédito.

Riesgos de concentración crediticia: Se genera cuando una fracción de la cartera crediticia está distribuida hacia una misma contraparte o grupo de contrapartes conectadas entre sí. En un evento de stress, una o varias empresas, con una fuerte relación económica o de control, pueden presentar problemas cuyas consecuencias pueden extenderse hasta el sistema financiero y/o sus servicios.

El riesgo de concentración crediticia frente a una o varias contrapartes no es el único riesgo de concentración que puede afectar la fortaleza de una institución financiera. Otros tipos incluyen las concentraciones frente a un sector económico, región geográfica o fuentes de fondeo. Basilea III se enfoca únicamente en el riesgo de concentración frente a una o varias contrapartes.

Así también partiendo del análisis de los factores que afectaron a la crisis, evaluó el hecho de que no se computasen estos riesgos dentro y fuera del balance, ni las exposiciones relacionadas, Basilea III expone el tratamiento de la gestión del riesgo de crédito de contraparte. Se detalla el método de equivalencia a bonos.

1.2.2 Experiencia principales sociedades de colocación

Las sociedades emisoras de tarjeta de crédito son instituciones autorizadas por la Superintendencia de Bancos de Ecuador, que se dedican específicamente a generar un documento plástico que le permite al titular mantener una línea de crédito para adquirir bienes o servicios que serán pagados mediante éste en establecimientos afiliados.

La Superintendencia de Bancos del Ecuador norma que solamente las instituciones del sistema financiero y las compañías emisoras y administradoras de tarjetas de crédito pueden actuar como operador de las mismas. Estas compañías

⁵ Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, Comunicado de Prensa: El Grupo de Gobernadores y Jefe de Supervisión anuncian mayores requerimientos de capital internacionales, Basilea, 2010, p.2.

pueden ofertar dos tipos de crédito: rotativo y diferido, entendiéndose por rotativo a la línea de crédito con condiciones predeterminadas; y al crédito diferido al acuerdo de pago entre el emisor y el establecimiento afiliado mediante el cual éste acepta el pago de un bien o servicio entregado al tarjetahabiente y descuenta esa cartera con el emisor quien administra el crédito hasta su cancelación total.

El posicionamiento e imagen es básico en el negocio de emisión, en el año 2016 existen 14 bancos privados⁶ en Ecuador, autorizados a emitir tarjetas de crédito de las marcas internacionales VISA y Mastercard. Solamente un banco emite tarjetas American Express y otro Diners Club y Discover, participando en menor porcentaje la tarjeta de marca local Alia (Cuota fácil) que emite el Banco Solidario.

En el Ecuador hasta mayo de 2017 la principal sociedad de colocación que ha liderado el mercado de tarjetas de crédito por su volumen de facturación era Diners Club, fecha en la cual la Superintendencia de Bancos autoriza la conversión a banco especializado en el segmento de consumo manteniendo como actividad principal la promoción de la tarjeta de crédito expedida en el Ecuador bajo la franquicia de “Diners Club Internacional Ltd.”; le sigue banco del Pacífico a través de la tarjeta Pacificard como emisor de marcas VISA y MasterCard, por tanto es una de los principales competidores de Produbanco – Grupo Promerica, sin embargo, analizar su experiencia en este negocio orientado a la banca de consumo es básico para tomar referentes de calidad a considerar en la definición de variables para el score a desarrollar en la gestión de cobranzas de la tarjeta de crédito.

A la cobranza hay que convertirla en una actividad de comunicación y persuasión entre personas, cuyo éxito o fracaso solo dependerán de la manera como los conceptos clásicos de las mismas sean aplicados, según exponen gestores de las principales sociedades de colocación.

De la literatura revisada la gestión de cobranzas en estas sociedades que colocan tarjeta de crédito, parte principalmente de contestar estas preguntas:

- 1) ¿Qué produce la mora?
- 2) ¿Qué documentos la soportan?
- 3) ¿Qué acciones se han tomado?
- 4) ¿Qué reacciones se han producido?
- 5) ¿Quiénes intervienen en el recupero?

⁶ Global Information, BankWathcRatings S.A., diciembre 2016.

Al dar respuestas a estas preguntas se puede hacer un diagnóstico de los clientes de tarjeta de crédito que no están al día en sus pagos y crear proyecciones para generar la gestión de cobranza.

El uso de un scoring en este tipo de entidades es una técnica muy utilizada principalmente en la admisión del crédito. Sin embargo, en la gestión de cobranzas se utiliza para pronosticar eventos de tarjetahabientes que caigan en mora e ir actualizando sus políticas al respecto, por ejemplo cambiar el número de días para iniciar la gestión preventiva o cambiar la estrategia de cobro en cierto default.

Según se revisaron los informes de las calificadoras de riesgos de estas entidades, utilizan esta metodología estadística que asigna en rangos la probabilidad de un resultado en función de otorgar puntajes a variables conocidas. En Diners por ejemplo se han desarrollado distintos análisis, entre el más relevante se encuentra la validación de consistencia y poder de predicción del score T150 contrastado con el modelo Challenger (actualización del modelo que determina la probabilidad de incumplimiento de los socios) que permite asegurar la correcta discriminación de buenos y malos clientes⁷.

Así también, mantienen un sistema preventivo de teoría de colas generando tramos de cobranzas para determinar estrategias de definición del perfil de los clientes que son castigados.

Se analiza una serie de tiempo del sistema financiero basado en los porcentajes de recupero de la cartera de consumo, en la cual se registra el producto tarjeta de crédito, ya que no se dispone de datos publicados específicamente para este producto. La gráfica elaborada muestra el 0,4% de recuperación entre un mes a otro con 25 puntos marcados en una serie temporal analizada de enero 2012 a diciembre 2016, ya que no en todos los casos se observa variación por gestión de cobro. Hay meses pico en que el porcentaje de cobranza incrementa por ejemplo para cierre de trimestre y en diciembre para cerrar el año bajando la mora, sin embargo el producto tarjeta de crédito es de difícil recuperación y mora creciente. En mayo 2016 se alcanza más del 1% de cobro respecto a los otros meses analizados.

⁷ Portal Dinersclub. Informe del Directorio a la Junta General de Accionistas, diciembre 2016.

Gráfico 1



1.3 Definición de los modelos multivariantes a utilizar: Logit y Probit

1.3.1 ¿Qué son los modelos multivariantes?

Los modelos multivariantes son aquéllos que permiten analizar e interpretar los datos observando simultáneamente más de una variable estadística en una muestra de individuos. Estas variables son homogéneas y correlacionadas, de manera que ninguna predomine sobre las demás. (Cuadras 2014)

Un análisis multivariante es una colección de métodos estadísticos para tratar problemas muy diversos con diferentes propiedades y medidos en un objeto específico estudiado. Su objetivo es dar un mejor entendimiento que los métodos univariantes y bivariantes no lo consiguen.

Los modelos multivariantes permiten desarrollar estrategias para analizar numerosos segmentos con características diversas en un mercado de múltiples variables; y, solamente a través de estos modelos las relaciones múltiples de este tipo serán examinadas de forma más completa y real a su entorno que permita tomar decisiones más adecuadas.

Estos modelos también proporcionan un análisis de regresión y un análisis de varianza para variables dependientes múltiples por una o más variable de factor. Para lo cual, se requiere conocer una descripción básica de ciertos tópicos de descripción multivariante para introducir a este análisis, se tiene:

- Una matriz de datos de n filas que representan a distintas unidades de observación por p columnas que son las variables.
- Un vector de medias, en el que se sitúan las medias aritméticas de las variables de estudio, que se obtiene transponiendo la matriz de datos.
- La matriz de covarianzas, cuya propiedad es centrar las variables con respecto a sus medias aritméticas, esta matriz de covarianzas es cuadrada simétrica.
- La matriz de correlaciones representa a la matriz de covarianzas de variables estandarizadas, que resulta de dividir a las variables originales centralizadas para sus desviaciones estándar. Esta matriz también es cuadrada simétrica.

Ambas matrices son en general semidefinidas positivas.

Existen tres grandes grupos de técnicas multivariantes:

1. Métodos de dependencia. Suponen que se tienen variables dependientes e independientes y su objetivo radica en determinar si el conjunto de variables independientes afecta al conjunto de variables dependientes y en qué forma.
2. Métodos de interdependencia. En este método no se dividen en variables dependientes e independientes, su fin es identificar qué variables están relacionadas, cómo y por qué lo están.
3. Métodos estructurales. Suponen que las variables están divididas en dos grupos: dependientes e independientes y su objetivo es analizar no sólo como las variables independientes afectan a las dependientes, sino también cómo están relacionadas entre sí.

Para esta investigación se aplicará el método de dependencia, ya que se partirá del supuesto que la variable dependiente será la morosidad y las variables independientes: las incidencias previas de mora, los días de mora promedio en que cayó vencido el cliente, el puntaje de score interno, saldos de deuda vs cupo, ciudad, cantidad de avances de efectivo, el BIN e indicador de sobregiros.

Las etapas de un análisis multivariante, puede esquematizarse en:

1. **Definir el problema**, en términos conceptuales y las relaciones principales que se van a investigar, especificando los objetivos y las técnicas a utilizar. Estableciendo si

estas relaciones serán de dependencia o interdependencia y determinar las variables a observar.

2. Diseño del análisis, donde se decide el tamaño de la muestra que será en función de la potencia que se quiera dar a la regresión múltiple, las ecuaciones a estimar cuando aplique y las técnicas de estimación a emplear. Una vez definido, se procede a observar los datos.

3. Hipótesis del análisis, definir qué es lo que se requiere comprobar, evaluando las hipótesis subyacentes a la técnica multivariante.

4. Realización del análisis, se estima el modelo y se evalúa el ajuste de los datos.

5. Interpretación de los resultados, se interpreta el valor de los coeficientes obtenidos y sus signos validando la posible existencia de multicolinealidad. Esta fase nos puede llevar a re especificaciones adicionales a las variables.

6. Validación del análisis, se analizan los resultados obtenidos con la muestra generalizando a la población de la que procede. Se puede dividir la muestra en varias partes y se vuelve a estimar el modelo y comparan resultados.

Las características del análisis multivariante también tienen como objetivo la separación de los individuos estudiados es decir en clientes buenos y malos y quienes serán analizados serán los malos, ya que su comportamiento servirá de base; y, la predicción de un objeto o individuo. Por tanto, será de utilidad su aplicación para esta investigación, ya que con sus resultados se podrá predecir el comportamiento de pago histórico de los tarjetahabientes y generar la matriz de gestión de cobranzas.

Se ha mencionado que en este modelo se tiene la generación de variables dependientes e independientes. La variable dependiente será categórica (dummy) y las independientes de tipo cuantitativo.

Con la aplicación del método multivalente resolviendo los atributos que se incluyen en el comportamiento del tarjetahabiente que cae en mora, se generará la matriz de decisión, objetivo de la presente investigación.

1.3.2 Proceso de desarrollo de Logit y Probit

Con el fin de efectuar la clasificación entre clientes buenos y malos se requieren funciones de distribución que calculen un modelo de respuestas 0 y 1. Entre los principales modelos de este tipo están el Logit y Probit que aplican distribuciones logística y normal, respectivamente. Son modelos de regresión no lineales diseñados

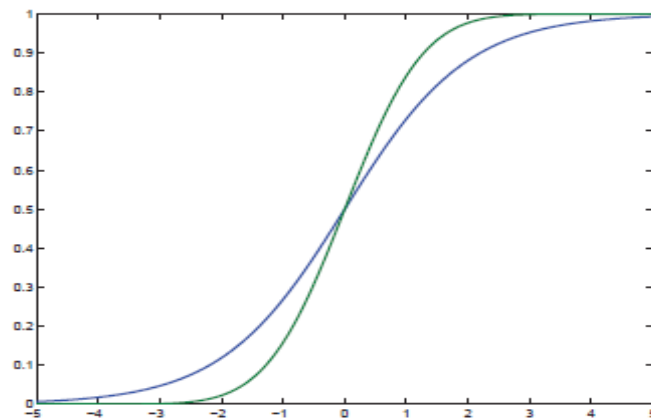
para variables dependientes binarias, es decir que obligue a que los valores estimados estén entre 0 y 1.

De ahí que, estos modelos estadísticos, indican que la relación entre la variable dependiente e independiente no es necesariamente lineal y el análisis discriminante presenta limitaciones para esta clase de estudios. Así también, las variables utilizadas no tienen necesariamente una distribución normal, por tanto es preciso emplear modelos con distribuciones exponenciales o logarítmicas.

La regresión Logit utiliza una función de distribución logística, mientras que la regresión Probit usa una función de distribución normal estándar, ambas funciones dan lugar a probabilidades entre 0 y 1 y representan un crecimiento no lineal con mayores incrementos en la parte central.

Estos modelos mantienen prácticamente características similares: son modelos no lineales que son estimados por los métodos de mínimos cuadrados o máxima verosimilitud, en los cuales la interpretación de los coeficientes no es tan inmediata como en el modelo lineal de probabilidad. Adicional, en ambos casos hay que buscar una medida alternativa al coeficiente de determinación para medir la bondad del ajuste realizado. La única diferencia entre ambos modelos es que la función logística (curva verde) tiene colas más anchas, por tanto la probabilidad de éxito será mayor.

Gráfico 2



Fuente: Modelos de elección discreta, Econometría II, Universidad de Granada.

La regresión logística binaria Logit es una técnica estadística que se fundamenta en tener una variable dependiente con un grupo de variables independientes que permitan predecir el resultado, para el presente estudio la variable dependiente es el *no pago o incumplimiento* en función de los días mora.

Se basa en un análisis multivariante, para lo cual la variable dependiente ha sido identificada con uno y cero. Siendo uno que identifica a quienes incumplen (categoría del estudio) y cero a los clientes buenos (categoría de referencia). El mismo proceso se aplica para las variables dependientes que se escojan, lo cual se conoce como dicotomizar.

La variable dependiente es única y dicotómica porque permite solamente dos opciones: es cliente bueno o malo. Al utilizar una regresión logit se tiene como ventaja la determinación probabilística de este tipo de comportamiento.

Existen particularidades de la modelación logit al usar una metodología de máxima verosimilitud, lo cual permite evaluar el comportamiento de datos sin tener que obligatoriamente cumplir los diez supuestos del método de mínimos cuadrados ordinarios.

Una vez escogidas la variable dependiente y sus covariables, se corre la regresión y se analiza sus resultados, variables que se detallan en el siguiente capítulo. Es recomendable también que las variables explicativas no posean mayor cantidad de categorías ya que su puede perder precisión en el análisis.

La fórmula es:

$$F(z) = \frac{e^x}{1 + e^x}$$

Donde x es igual a la ecuación seleccionada.

Los valores de la función estarán entre 1 y 0, al acercarse a 1 es mayor la probabilidad de ocurrencia del evento y al acercarse a 0 lo contrario.

Para desarrollar el modelo Logit, este incumplimiento se obtendrá de aquéllos clientes en mora desde 61 días, de manera que el número de clientes malos sea significativo, lo cual es importante, puesto que de lo contrario el modelo no podría predecir adecuadamente.

El modelo de regresión Probit es un modelo de probabilidad condicional, que se basa también en un análisis multivariante y busca proporcionar la probabilidad de que una observación pertenezca a determinado grupo: buenos o malos clientes, al igual que el método Logit.

Se utiliza para situaciones en las que se dispone de una respuesta dicotómica que se cree puede mantener influencia por alguna o algunas variables independientes y es útil particularmente para datos experimentales.

El modelo que se requiere estimar tendría la forma de S, como una función de distribución acumulativa de una variable aleatoria.

Al igual que el modelo de regresión Logit, se requiere tener una variable dependiente con un grupo de variables independientes con el fin de predecir el resultado de la misma para esta investigación *incumplimiento*.

Cabe mencionar que el modelo Probit en la herramienta SPSS que será la utilizada en esta investigación, nos indica qué se debe incluir para correr el modelo: la frecuencia de respuesta que incluye a la variable dependiente, creando una variable denominada “UNO”; y, el total observado.

Por metodología se consideró la aplicación de los dos modelos, ya que la misma indica que se prueben al menos dos para comparar. No obstante, se descarta de entrada el modelo probit ya que por su complejidad no es aplicable para este tipo de score de seguimiento, de ahí que la tabla de resultados de pruebas de significancia tiene un punto y alertó que la significación de los coeficientes es incierta, por lo que el modelo no tiene parámetros para validar su significancia.

Advertencias

Se han encontrado singularidades inesperadas en la matriz de información de Fisher. Es posible que haya una separación casi completa en los datos. Algunas estimaciones de parámetro tenderán al infinito.
El procedimiento PLUM continúa, a pesar de las advertencias anteriores. Los resultados posteriores mostrados se basan en la última iteración. La validez del ajuste de modelo es incierta.

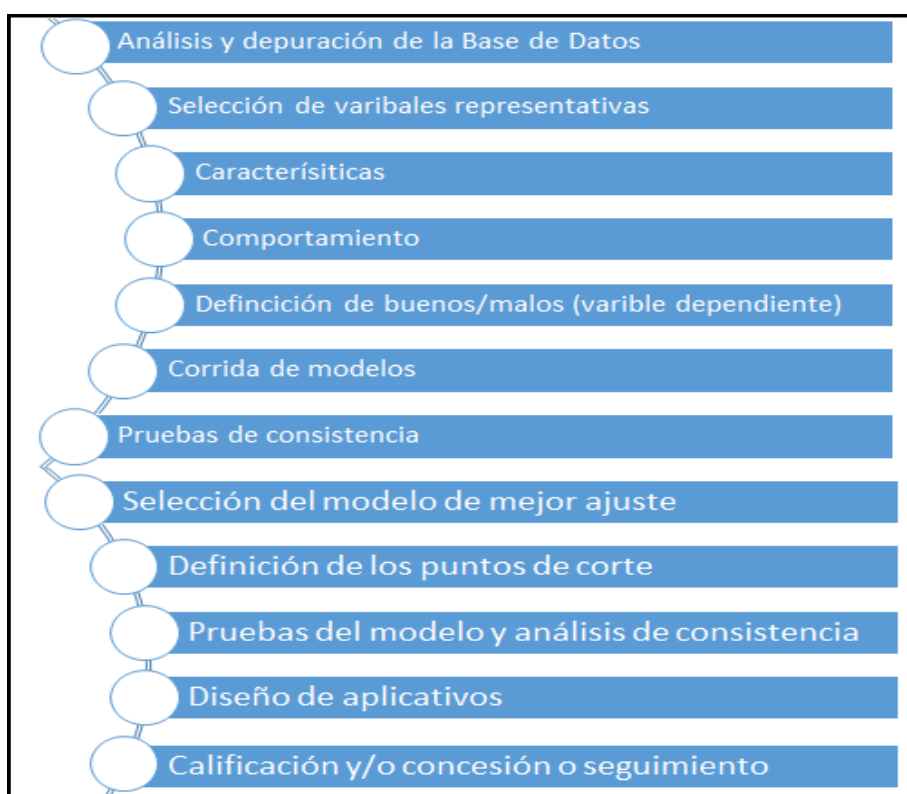
Revisando la literatura en foros consultivos de esta advertencia generada al correr el modelo probit, indica que se debe principalmente a una inconsistencia de ciertos datos y que por la naturaleza del mismo no es recomendable su aplicabilidad para el score en estudio. Por tanto, se efectúa el proceso de corrida del modelo logit en el cual se centró el análisis de esta investigación cumpliendo el paso a paso de la metodología de desarrollo del score hasta llegar a obtener el mejor ajuste del modelo.

1.4. Descripción de la metodología de desarrollo del score de cobranzas

Esta investigación al ser un estudio descriptivo se basa en el esquema metodológico del modelo de score predictivo que llegue a determinar la probabilidad de no pago a través de la probabilidad de incumplimiento. Por tanto, este modelo podrá ser aplicado al ciclo de cobranza del crédito, con el propósito de mejorar su gestión a través de una estrategia de cobro innovadora que se detallará en la matriz ordenada propuesta en este trabajo de investigación.

El desarrollo del modelo scoring de cobranzas considera los siguientes pasos:

Cuadro 3.
Pasos a seguir en el desarrollo de un modelo de score



Fuente: Noboa G., Paúl, Riesgo de Crédito, Universidad Andina Simón Bolívar, 2014, Diapositivas 54-60

Elaboración propia.

1. Definir el uso o destino del modelo, que en esta investigación es generar segmentos en función de la probabilidad de mora del producto tarjeta de crédito.
2. Requerir a Tecnología los maestros de información (diccionarios de datos o tablas de tablas), en este caso es la tabla de operaciones vigentes de tarjeta de crédito detallando por cada campo el histórico de observaciones que se requiere, con la certificación de auditoría informática.

3. Recibir el catálogo de tablas o diccionario.
4. Evaluar la base de datos recibida para que contenga información del comportamiento de los clientes y que sea homogénea, con un período de observaciones de hasta un año atrás.
5. Armar una mega tabla en base a las variables definidas. Las variables que se usarán son de comportamiento: cartera y buró de crédito.

Para seleccionar las variables representativas se utilizará como herramienta la estadística descriptiva, transformación de las variables que se requiera y la correlación de las variables independientes. Tentativamente la variable dependiente será *incumplimiento* y las variables independientes: Eventos Previos (incidencias previas de mora), Duración promedio (días de mora promedio en las ocasiones que estuvo vencido), Puntaje Score Interno, Comportamiento mora (variable artificial), Saldo deuda vs cupo, Cantidad de avances de efectivo.

6. Definición de buenos y malos, se basará considerando una marca de mora de 61 días.
7. Corrida del modelo a desarrollar *logit*.
8. Pruebas de consistencia estadística de sus resultados, verificando también con la consistencia económica.
9. Selección del modelo de mejor ajuste considerando: los resultados de la evaluación de consistencia estadística y económica, costos y tiempo de mantenimiento.

Para la elaboración de la investigación se utilizarán fuentes de carácter secundario, a través de papers oficiales y textos académicos relacionados principalmente con el riesgo de crédito, los cuales soportarán los métodos a utilizar: modelación y empírico de la medición.

Se pretende con el modelo obtener una probabilidad de mora, con la cual establecer niveles y con los mismos se segmente la gestión de cobro. Es decir, el modelo propiamente no da los segmentos sino la probabilidad de mora de los clientes y con eso establecer puntos de corte y con los puntos de corte armar los segmentos.

Capítulo Segundo

Definición de variables y desarrollo de los modelos

2.1 Diagnóstico de la cartera de tarjeta de crédito de Produbanco

2.1.1. Datos estadísticos de la cartera de consumo y tarjeta de crédito del Sistema Financiero Nacional y Produbanco.

Con el propósito de justificar nuestro estudio, se efectúa un análisis del comportamiento de las cuentas de cartera de crédito de consumo, partiendo desde una evaluación macro del sistema financiero hacia la institución estudiada. Para lo cual se arma una serie de datos mensual desde el año 2012 hasta diciembre de 2016 comprendida de 519 observaciones, con el fin de analizar la evolución de esta categoría de la cartera y el comportamiento de la mora con lo cual también se pretende pronosticar el punto impago en la tarjeta de crédito y crear una matriz de cobranzas.

Se tomaron los saldos de los boletines publicados por la Superintendencia de bancos de las siguientes cuentas:

Cuadro 4

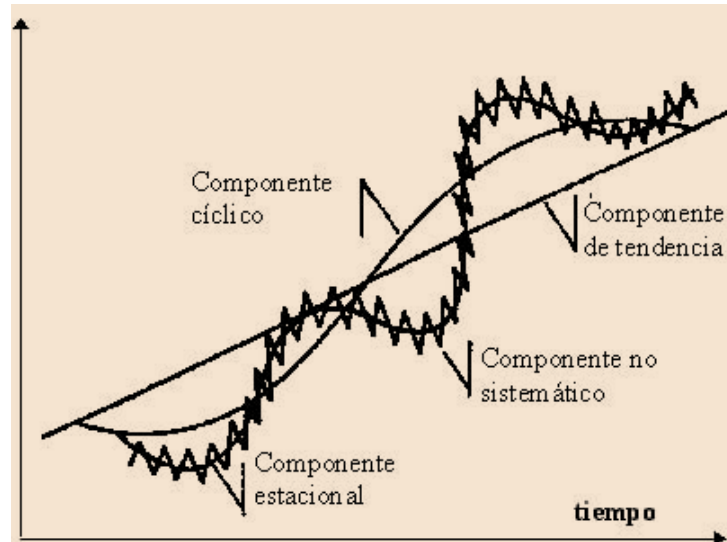
Cuentas analizadas

Código	Nombre_cuenta
1402	Cartera de créditos de consumo por vencer
1410	Cartera de créditos de consumo refinanciada por vencer
1418	Cartera de créditos de consumo reestructurada por vencer
1426	Cartera de créditos de consumo que no devenga intereses
1434	Cartera de créditos de consumo refinanciada que no devenga intereses
1442	Cartera de créditos de consumo reestructurada que no devenga intereses
1450	Cartera de créditos de consumo vencida
1458	Cartera de créditos de consumo refinanciada vencida
1466	Cartera de créditos de consumo reestructurada vencida

Fuente: Catálogo de cuentas de la Superintendencia de Bancos del Ecuador
Elaboración Propia.

Así se crea la serie de datos de los saldos contables del sistema financiero, cuya información fue procesada con el fin de relacionar: tendencia, ciclo, estacionalidad, ruido blanco, según se observa en la gráfica que sigue.

Gráfico 3



Fuente: Paper de Econometría Aplicada, clases de Serie de Tiempo año 2013, Universidad Andina Simón Bolívar.

Para replicar los componentes antes descritos de la serie analizada, se efectúa el cálculo de la media móvil que no es más que agrupar el conjunto de datos de un período, en este caso un espacio de doce meses y se representa con W y calcula el promedio móvil de doce períodos, significa sacar los picos lo que ayuda a observar la distorsión y donde se puede mejorar. Posteriormente se calcula el promedio de la primera media móvil con la que le sigue, que lo convierte en mensual representada por WC.

El siguiente paso es calcular la tendencia, para lo cual se grafica la serie bruta de los datos y se realiza la regresión, con el dato de r y x se obtiene la tendencia

Consecuentemente, se calcula el ciclo que no es más que la diferencia entre el promedio de la media móvil y la tendencia.

Finalmente, llegamos a la estacionalidad que es el promedio de cada inicio del período contando cada cambio de 12 meses para este caso de análisis (un año); luego, se calcula el promedio de estos temporal para que sirva de diferencia con cada un promedio obtenido. Así:

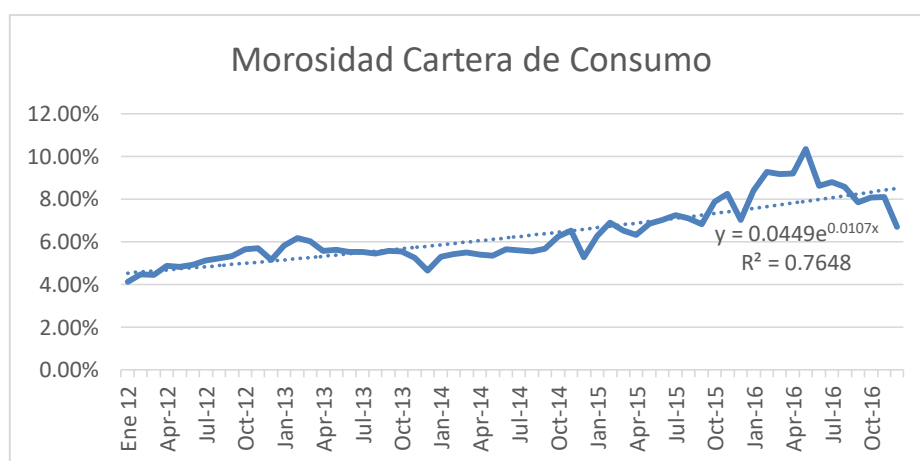
Cuadro 5

CTA. 1450	w	wc	tendencia	ciclo	estacionalidad	
	PROMEDIO(I2:I13)	PROMEDIO(M13:M14)	Periodo*x + r	WC - tendenc	PROMEDIO(I2,I14,I26,I38,I50)	Promedio de cada uno - el promedio de los 12 meses
	109,405.56					
1	113,104.45	111,255.01	101,734.20	9,520.81	136,442.69	-10107.20

Elaboración propia.

Respecto al porcentaje de mora, tenemos que existe una tendencia incremental en la evolución de la mora lo que muestra dificultad en el cobro. Se inicia con el 4.11% de mora en enero 2012 hasta llegar a un 6.70% en diciembre de 2016, con el mayor pico en mayo 2016 que alcanzó una mora del 10.34% y el año con mayor variación es el 2015. Causada principalmente por la inestabilidad política, retraso en pagos de sector público, sectores afectados como el de la construcción, existía recesión e incluso contracción en 1.5% del PIB (88.4MM), factores que afectan notablemente al pago oportuno de obligaciones. - R2 explica tendencia y justifica score - En el gráfico puede observarse lo indicado:

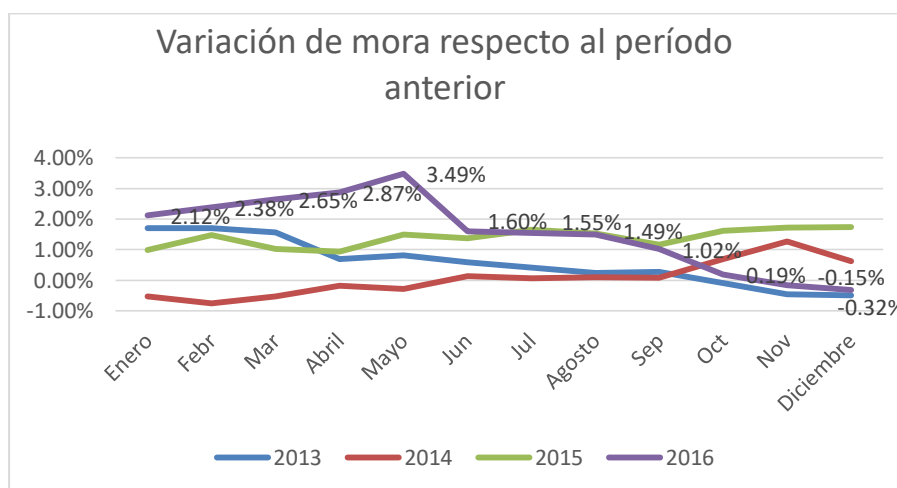
Gráfico 4



Elaboración Propia.

En el área del gráfico que sigue se muestra la relación del porcentaje de crecimiento de la mora respecto al período anterior por categoría mensual. Se resalta el valor total de 6.36% promedio en la tendencia.

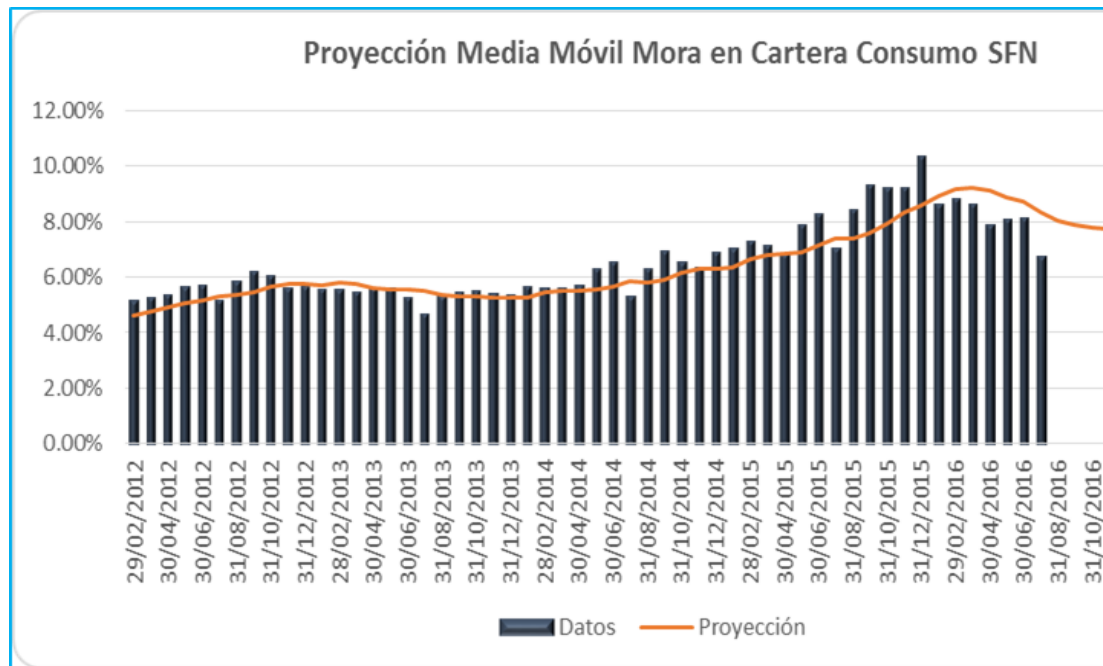
Gráfico 5



Elaboración Propia.

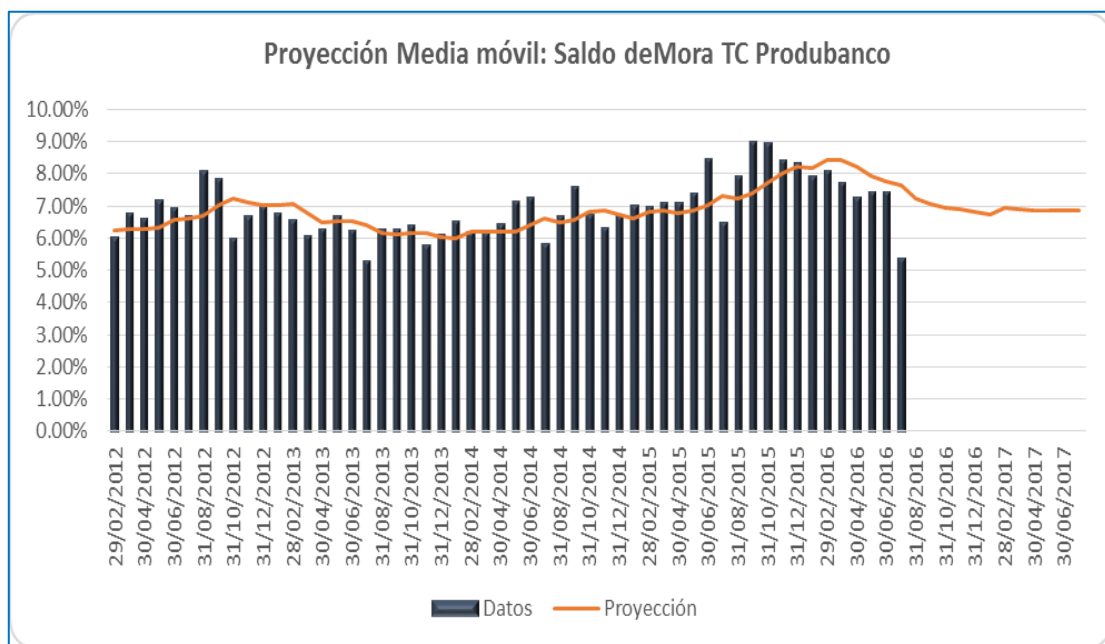
Lo expuesto se reafirma con las proyecciones realizadas tanto para el sistema financiero como para la institución en estudio, que muestran la misma propensión a una mora creciente, el análisis indicado justifica el desarrollo del score.

Gráfico 6



Elaboración Propia.

Gráfico 7



Elaboración Propia.

En cuanto a los valores de la cartera en estudio, la serie se forma a partir de los saldos de la cuenta 14 relacionada con la cartera de crédito de consumo. En la tabla siguiente se observan la primera serie analizada:

Tabla 1
Saldos cuentas de cartera de crédito de consumo Sistema Financiero Nacional (En miles de dólares)

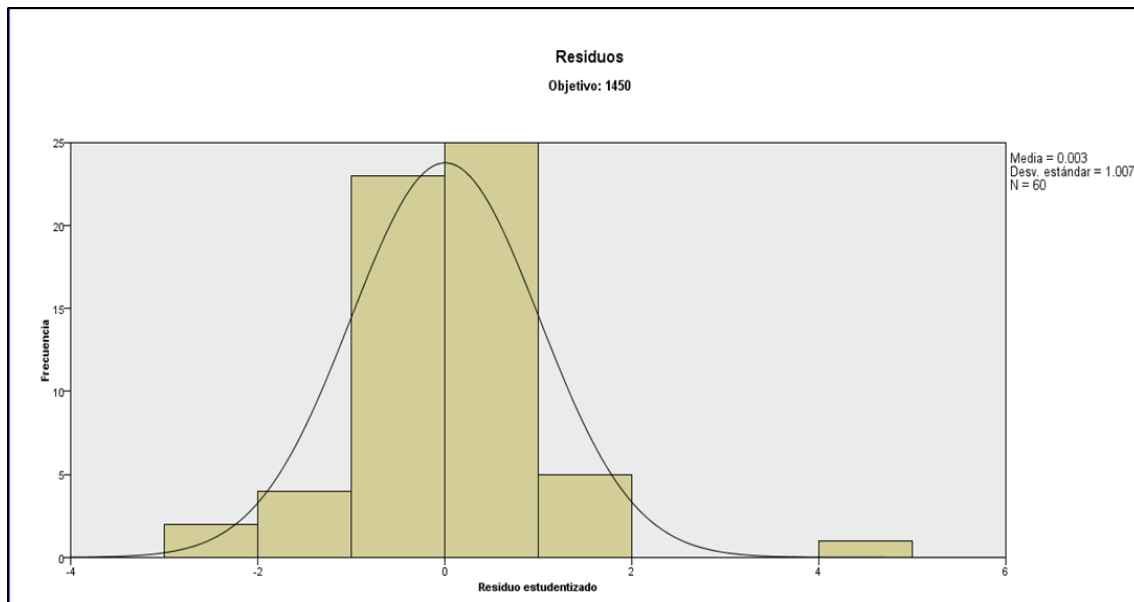
FECHAS	1402	1410	1418	1426	1434	1442	1450	1458	1466
Jan-12	4,849,945.77		9,509.35	119,030.34		3,217.02	85,028.14		1,163.72
Feb-12	4,866,854.74		9,407.54	134,766.96		3,112.79	89,115.20		1,198.60
Mar-12	4,953,642.50		10,149.46	136,106.97		3,335.74	90,845.13		1,256.78
Apr-12	5,013,623.63		10,911.56	152,059.86		3,770.99	100,420.09		1,348.32
May-12	5,110,115.43		11,370.45	147,319.70		4,208.39	106,504.18		1,500.36
Jun-12	5,151,470.05		12,213.15	152,528.21		3,353.79	110,694.89		1,459.06
Jul-12	5,199,244.96		12,188.33	158,400.19		4,021.95	116,797.42		1,556.69
Aug-12	5,254,809.39	12,648.66	12,393.73	160,679.49	4,005.96	4,511.28	117,543.15	1,830.80	1,698.80
Sep-12	5,297,743.18	13,120.99	12,606.23	166,954.63	3,930.57	4,878.03	119,179.42	1,981.85	1,816.44
Oct-12	5,315,285.72	13,830.37	12,677.94	182,737.87	3,812.44	4,985.33	124,100.01	2,009.88	1,852.15
Nov-12	5,337,484.93	14,740.76	13,074.36	181,740.42	3,671.90	4,963.39	130,134.93	2,079.68	1,871.49
Dec-12	5,366,243.71	16,395.53	13,798.59	158,872.16	2,974.86	4,628.17	122,504.14	2,035.63	1,791.23
Jan-13	5,315,243.36	16,867.88	13,337.86	188,400.51	3,448.45	5,453.48	129,414.89	2,123.95	1,853.63
Feb-13	5,256,628.13	16,571.55	13,955.24	200,472.35	3,759.99	5,532.74	133,866.45	2,254.85	1,903.70
Mar-13	5,222,883.17	16,429.57	13,198.30	192,980.88	4,177.79	5,850.15	129,918.25	2,391.59	1,109.46
Apr-13	5,315,884.06	16,974.38	13,104.30	174,045.98	4,132.76	5,414.25	128,186.19	2,457.74	1,021.20
May-13	5,378,094.49	17,384.78	13,509.88	178,861.74	4,291.73	5,905.34	130,147.27	2,548.23	1,124.41
Jun-13	5,457,634.70	19,397.50	13,924.67	178,299.31	4,216.34	6,099.01	128,708.67	2,570.47	1,073.95
Jul-13	5,552,357.78	20,292.93	13,743.27	185,239.73	4,289.57	6,278.20	127,213.25	2,652.52	1,122.74
Aug-13	5,607,962.61	20,689.77	13,622.39	182,671.42	4,584.21	6,459.69	128,124.54	2,817.69	1,022.75
Sep-13	5,625,961.78	20,679.93	13,524.20	194,816.99	4,768.85	6,012.91	125,492.70	2,617.88	892.73
Oct-13	5,661,652.27	20,094.02	13,613.69	191,907.13	5,993.94	6,095.62	127,786.94	2,542.85	1,022.94
Nov-13	5,721,610.78	20,225.80	14,045.54	182,917.45	6,266.34	4,991.58	121,279.29	2,770.75	996.28
Dec-13	5,791,664.31	21,040.79	14,922.50	152,885.54	6,014.65	4,818.38	116,539.31	2,921.57	836.60
Jan-14	5,782,652.86	21,101.93	15,187.77	186,676.07	6,058.11	5,901.57	122,955.31	3,117.91	844.82
Feb-14	5,810,484.12	21,908.64	15,535.52	190,483.85	6,375.21	5,983.61	128,339.22	3,272.50	855.87
Mar-14	5,806,628.67	22,697.00	15,999.62	199,814.24	6,713.37	6,280.55	130,085.12	3,488.47	832.59
Apr-14	5,832,194.26	24,296.32	17,090.51	185,274.89	6,463.77	6,192.02	132,324.66	3,680.57	624.59
May-14	5,868,122.64	26,016.31	17,156.86	194,355.23	6,170.75	7,206.79	136,009.11	3,875.13	713.28
Jun-14	5,952,102.50	27,275.70	17,157.82	207,109.71	6,584.12	7,049.92	133,847.88	4,019.27	696.69
Jul-14	6,012,559.58	29,120.78	16,740.40	202,363.07	6,729.70	7,923.00	136,725.83	4,098.97	914.50
Aug-14	6,082,689.76	31,029.28	16,669.72	200,008.97	6,621.49	7,987.61	141,245.54	4,142.18	912.17
Sep-14	6,139,560.27	32,516.67	15,910.72	210,292.35	7,043.97	8,331.09	141,135.29	3,861.38	904.98
Oct-14	6,349,330.81	32,759.47	16,998.40	233,496.66	7,568.62	13,605.67	166,923.79	3,914.20	1,190.20
Nov-14	6,375,487.10	33,266.01	17,076.43	247,485.46	8,287.56	13,299.04	174,525.95	4,073.74	1,622.26
Dec-14	6,490,577.80	32,802.48	18,090.58	198,559.89	8,836.22	11,607.54	159,353.23	3,253.96	1,199.45

Jan-15	6,442,210.87	32,130.35	17,038.00	242,400.48	9,671.39	12,122.58	166,019.75	3,422.41	1,420.77
Feb-15	6,387,131.19	30,272.33	16,256.13	278,117.59	11,446.19	12,225.12	170,879.76	3,337.98	1,344.30
Mar-15	6,427,131.05	30,492.09	17,539.84	256,345.66	11,259.47	11,522.89	167,965.00	3,336.49	1,310.90
Apr-15	6,361,740.72	31,247.72	18,138.31	240,931.12	9,850.33	9,884.13	169,278.88	2,356.44	973.94
May-15	6,281,873.43	31,251.32	17,481.64	265,828.94	9,836.99	9,804.72	176,835.86	2,428.01	987.48
Jun-15	6,215,990.16	32,069.55	17,674.57	268,674.01	10,115.34	9,748.93	180,974.68	2,686.82	823.73
Jul-15	6,152,449.25	32,227.05	18,284.73	276,164.27	10,762.29	9,626.91	184,371.26	2,965.72	853.51
Aug-15	6,094,293.15	32,060.95	19,224.99	286,006.18	11,376.87	9,226.39	192,730.97	3,294.42	757.28
Sep-15	6,053,138.32	33,485.14	19,587.24	290,956.44	11,035.44	10,085.14	184,692.13	3,233.54	808.71
Oct-15	5,950,805.06	36,472.41	19,340.04	281,516.99	11,077.15	10,517.56	205,460.18	3,497.14	928.58
Nov-15	5,814,702.81	37,576.64	18,023.17	319,153.10	12,363.32	12,041.00	179,500.22	3,832.82	954.03
Dec-15	5,738,564.26	43,301.06	19,879.61	247,348.36	12,065.13	11,593.75	162,155.24	4,110.59	859.91
Jan-16	5,542,822.00	44,327.32	18,965.60	304,046.00	13,151.48	12,852.38	178,795.35	4,484.31	724.51
Feb-16	5,375,638.75	43,922.69	18,109.42	331,569.83	16,170.14	14,892.58	188,026.33	5,033.46	911.11
Mar-16	5,291,122.47	46,973.56	25,260.96	323,738.84	16,568.28	10,094.11	185,212.90	5,195.35	843.39
Apr-16	5,205,922.29	48,624.79	27,353.93	314,642.36	17,626.42	10,853.68	185,460.28	5,609.33	844.04
May-16	5,126,984.83	50,165.35	29,003.31	364,509.33	19,202.59	12,275.63	197,421.16	6,163.96	1,036.52
Jun-16	5,209,894.47	55,529.90	36,417.84	296,210.36	17,485.12	13,399.28	166,414.91	5,050.28	1,261.46
Jul-16	5,202,495.45	57,027.74	39,781.94	296,713.63	19,948.97	16,519.98	170,533.93	5,447.30	1,752.86
Aug-16	5,324,890.62	58,340.55	47,968.44	286,394.15	18,908.52	17,735.64	180,326.92	4,576.00	2,067.76
Sep-16	5,387,001.69	59,415.70	52,457.28	256,051.48	18,780.44	19,990.06	166,473.85	4,815.41	2,561.00
Oct-16	5,401,997.78	54,088.90	59,011.28	265,028.73	17,813.73	25,176.00	167,540.41	4,929.78	3,127.17
Nov-16	5,457,486.89	52,719.98	62,739.24	271,644.32	18,928.68	26,619.24	165,613.00	4,777.76	3,458.75
Dec-16	5,514,067.39	54,492.89	70,623.43	211,411.06	16,516.26	24,798.41	157,294.99	4,950.21	3,432.79

Fuente: Superintendencia de Bancos del Ecuador
Elaboración Propia

La cuenta contable que contiene los eventos producto de esta investigación, la tarjeta de crédito en mora, será la variable dependiente, esto es “cartera de créditos consumo Vencida”, entonces se realiza la corrida del modelo para evaluar la correlación entre ellas de lo cual se desprende que la cuenta 1466 “Cartera de créditos de consumo reestructurada vencida” no está correlacionada. Según se observa en los gráficos siguientes del histograma de residuos de la cuenta 1450 compara la distribución de los residuos con una distribución normal representada por la línea suave. Cuya Media es de 0.003 y desviación estándar 1.007 como promedio de alejamiento de todos los datos a la media cuando $N = 60$.

Gráfico 8



Fuente: Modelo lineal automático – Herramienta SPSS
Elaboración propia

Al correlacionar la cuenta 1450 con cada una de las cuentas, tenemos cuales cuentas influyen de manera positiva en el modelo y cuáles de forma negativa que quiere decir que mientras éstas crecen la cuenta analizada disminuye.

Se puede observar que mientras más alto sea el valor de la cuenta de cartera de crédito de consumo vencida más alto es el saldo de la cuenta cartera de crédito por vencer. Es decir tiene una relación directa. Tabla 2.

En el gráfico 9 que sigue se muestra la significancia de cada una de las cuentas al correr la regresión de la cuenta contable analizada Cartera de crédito de consumo vencida. Según los resultados que se exponen, la cuenta 1458 Cartera de crédito de consumo refinanciada vencida influye en forma negativa en la cuenta analizada 1450 Cartera de crédito de consumo vencida, porque mientras esta última disminuye la primera crece. Lo cual es consistente, puesto que cuando ya el saldo vencido pasa las diferentes etapas del proceso de cobranza, llega al punto de acuerdo con el cliente de un refinanciamiento lo cual es quitar el valor vencido.

Tabla 2

Correlaciones



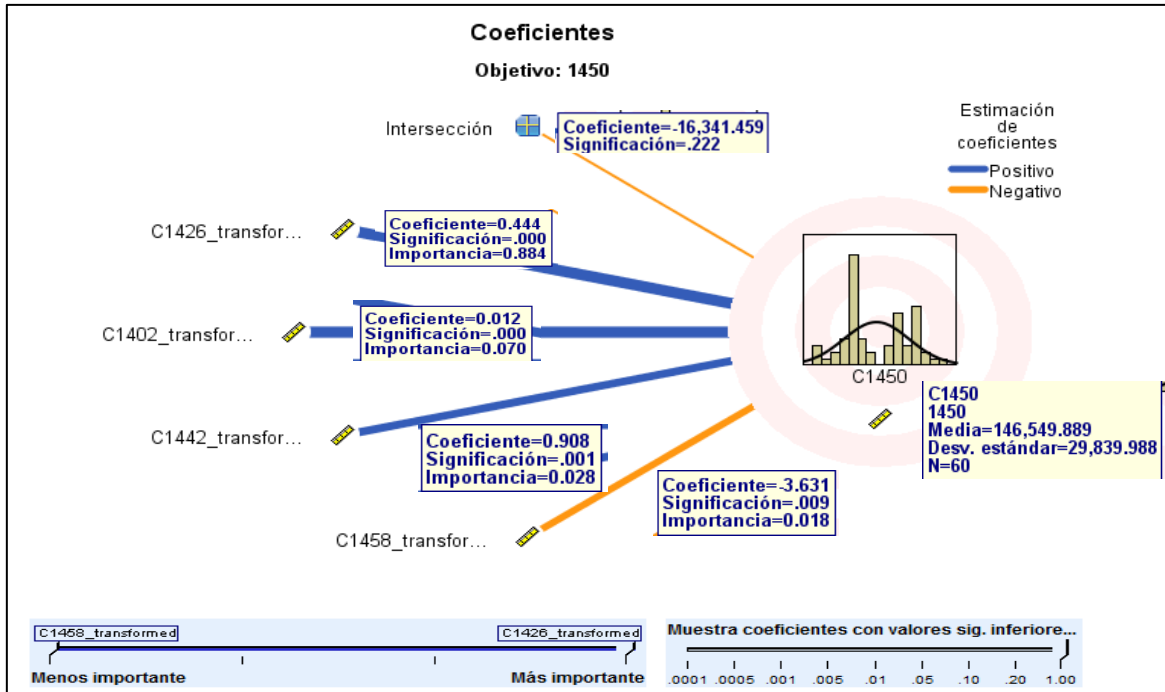
	1402	1410	1418	1426	1434	1442	1450	1458	1466
Correlación de Pearson	1	-0.079	-0.085	.278*	-0.126	0.189	.470**	-0.129	-.300*
1402 Sig. (bilateral)		0.574	0.52	0.031	0.367	0.149	0	0.356	0.02
N	60	53	60	60	53	60	60	53	60
Correlación de Pearson	-0.079	1	.805**	.783**	.968**	.868**	.747**	.886**	.337*
1410 Sig. (bilateral)	0.574		0	0	0	0	0	0	0.014
N	53	53	53	53	53	53	53	53	53
Correlación de Pearson	-0.085	.805**	1	.461**	.775**	.906**	.453**	.647**	.716**
1418 Sig. (bilateral)	0.52	0		0	0	0	0	0	0
N	60	53	60	60	53	60	60	53	60
Correlación de Pearson	.278*	.783**	.461**	1	.848**	.659**	.945**	.711**	-0.032
1426 Sig. (bilateral)	0.031	0	0		0	0	0	0	0.81
N	60	53	60	60	53	60	60	53	60
Correlación de Pearson	-0.126	.968**	.775**	.848**	1	.839**	.783**	.854**	.326*
1434 Sig. (bilateral)	0.367	0	0	0		0	0	0	0.017
N	53	53	53	53	53	53	53	53	53
Correlación de Pearson	0.189	.868**	.906**	.659**	.839**	1	.677**	.701**	.589**
1442 Sig. (bilateral)	0.149	0	0	0	0		0	0	0
N	60	53	60	60	53	60	60	53	60
Correlación de Pearson	.470**	.747**	.453**	.945**	.783**	.677**	1	.604**	-0.01
1450 Sig. (bilateral)	0	0	0	0	0	0		0	0.938
N	60	53	60	60	53	60	60	53	60
Correlación de Pearson	-0.129	.886**	.647**	.711**	.854**	.701**	.604**	1	0.148
1458 Sig. (bilateral)	0.356	0	0	0	0	0	0		0.291
N	53	53	53	53	53	53	53	53	53
Correlación de Pearson	-.300*	.337*	.716**	-0.032	.326*	.589**	-0.01	0.148	1
1466 Sig. (bilateral)	0.02	0.014	0	0.81	0.017	0	0.938	0.291	
N	60	53	60	60	53	60	60	53	60

*. La correlación es significativa en el nivel 0,05 (bilateral).

**. La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Herramienta SPSS
Elaboración propia

Gráfico 9

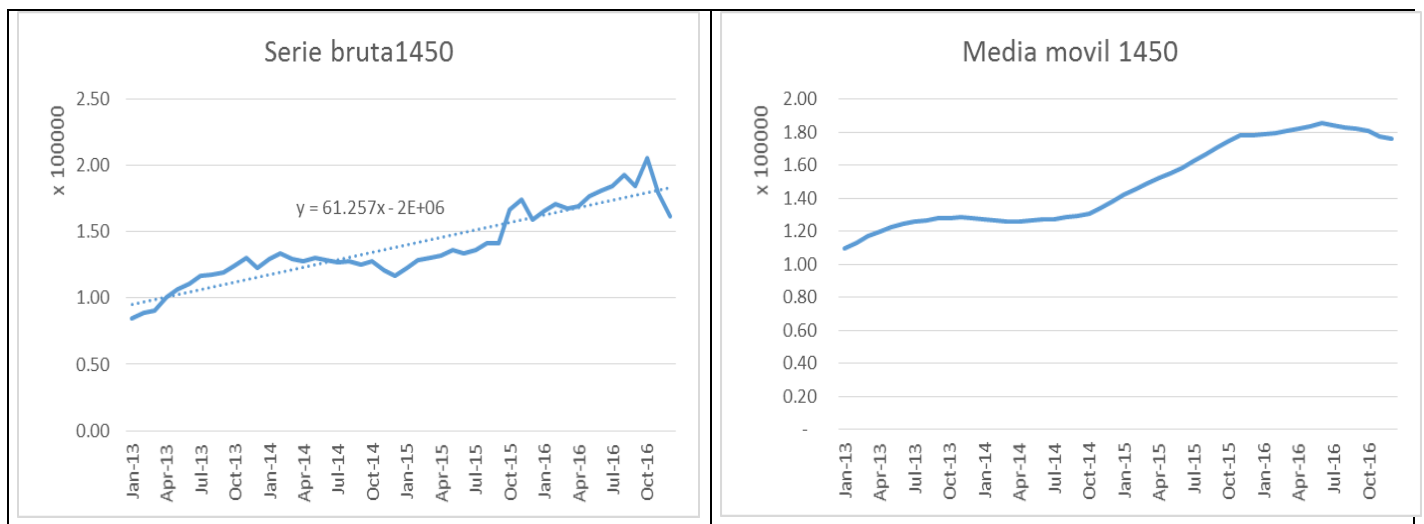


Herramienta SPSS
Elaboración propia

Componentes de la serie temporal cuenta 1450 Cartera de créditos de consumo vencida SFN

A grandes rasgos de la serie en el largo plazo en el Sistema Financiero Nacional tiene tendencia secular creciente de su saldo en promedio de USD 1,500.00, es decir existe un incremento de los valores impagos de esta categoría que contiene el producto tarjeta de crédito a partir del punto 35 correspondiente al mes de septiembre 2014, según se muestra en el gráfico:

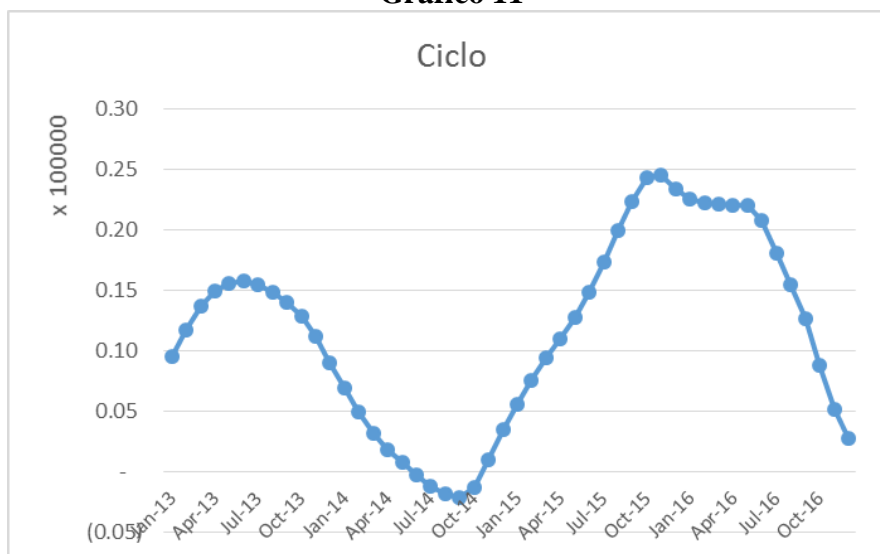
Gráfico 10



Elaboración propia

Respecto al ciclo existen fluctuaciones considerables, se observa que a partir del punto 21 que corresponde a septiembre 2014 el ciclo es expansivo para la cuenta 1450 es decir la cartera vencida crece y mantiene la siguiente fluctuación desde el punto 43 en julio 2016 en recesión, en cuyo mes se mantiene un promedio de USD 169M.

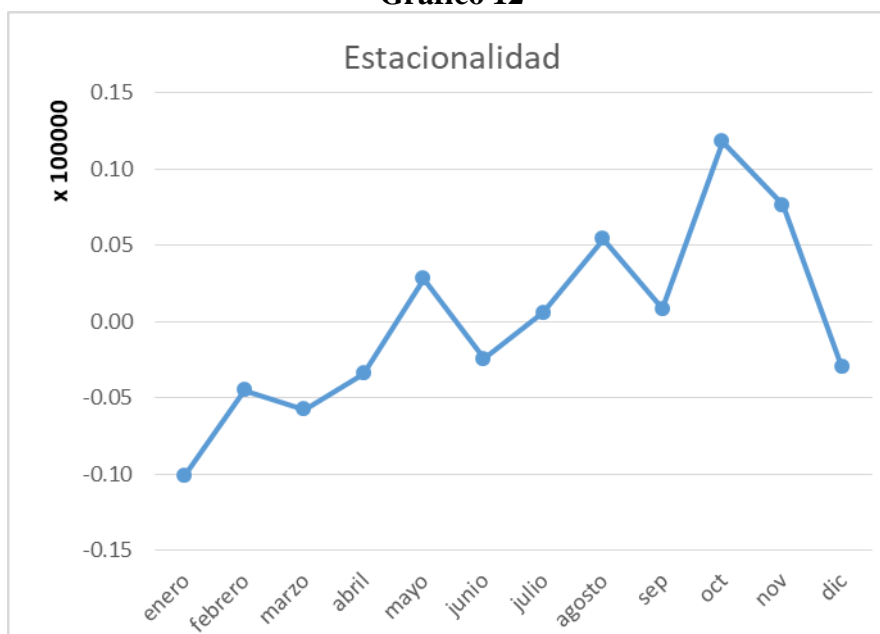
Gráfico 11



Elaboración propia

La estacionalidad muestra que existen picos para agosto y septiembre principalmente, en los cuales repunta la cartera de consumo vencida, como meses promedio de crecimiento respecto a un mes normal del período analizado de un año; y enero como el mes más bajo. Lo cual se muestra en el gráfico:

Gráfico 12



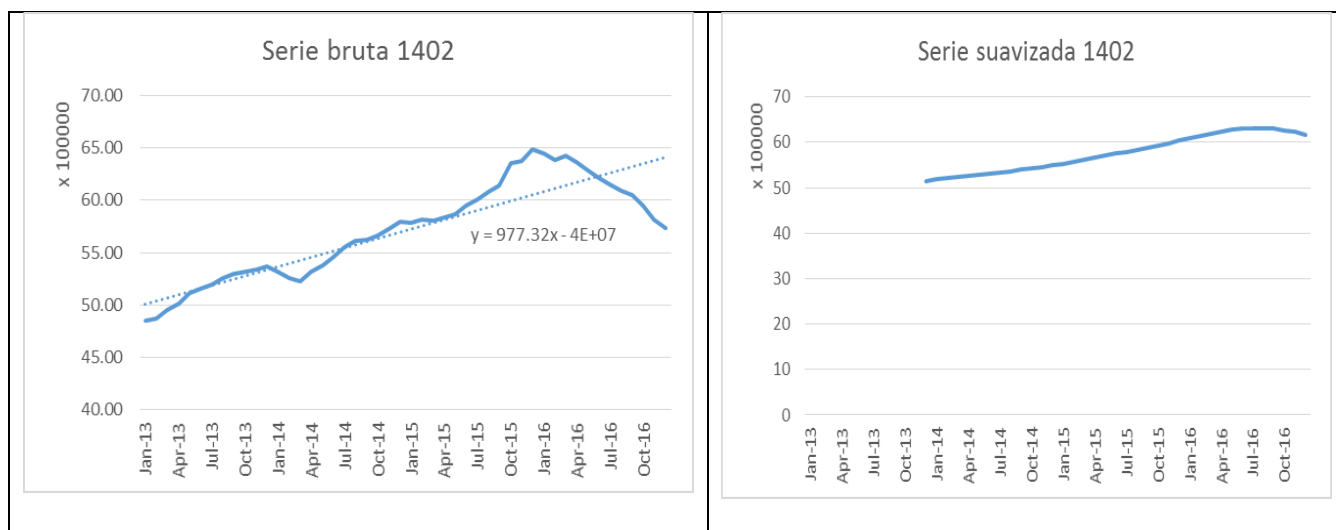
Elaboración propia

Determinación de la serie de tiempo Consumo Sistema Financiero:

Con el fin de determinar los componentes de nuestra serie temporal, calculamos la media móvil que tiene que ver con la periodicidad de la serie que se representa con W y calcula el promedio móvil de doce períodos, significa sacar los picos. Podemos observar en cada una de las cuentas analizadas:

La cuenta Cartera de créditos de consumo por vencer 1402, mantiene una tendencia de crecimiento a partir de septiembre de 2014 alcanzando su pico en enero 2015 con un promedio de crecimiento anual del 28.45%.

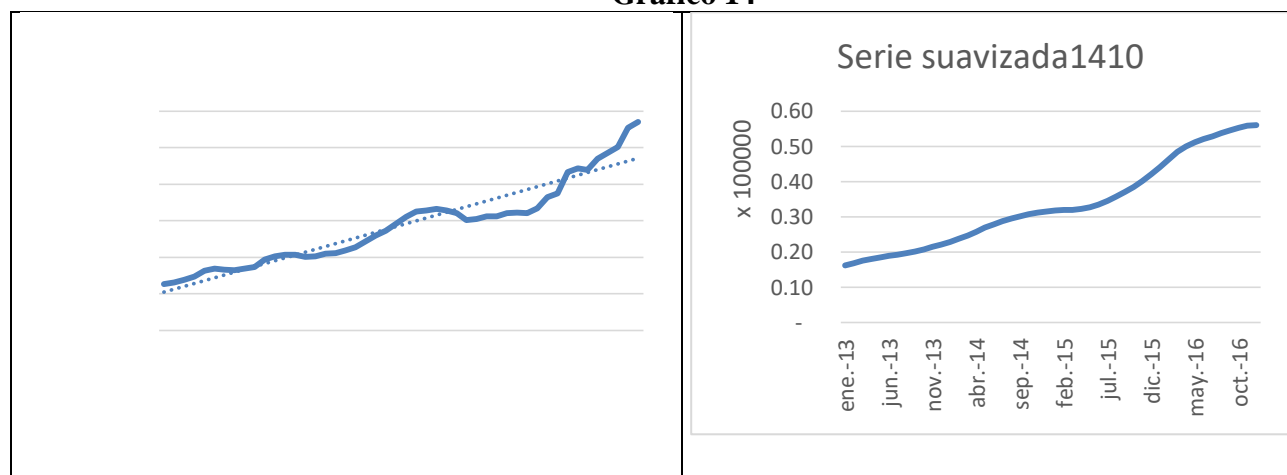
Gráfico 13



Elaboración propia

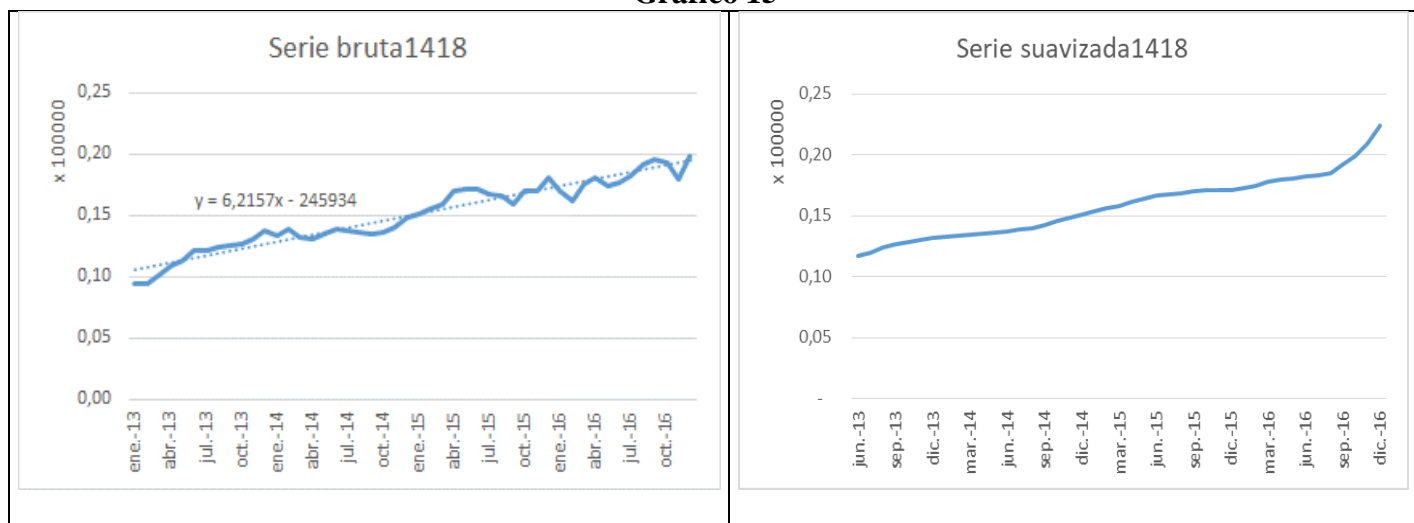
Cartera de créditos de consumo refinanciada por vencer 1410, se observa que se han refinanciado en mayor valor a partir de marzo/2015, lo que indica que los casos en mora han necesitado pasar a este proceso de forma incremental:

Gráfico 14



En la cartera de créditos de consumo reestructurada por vencer 1418 se ve que se ha mantenido sin cambios importantes hasta mayo 2016, punto desde el cual tiene un salto incremental del 8% aproximadamente.

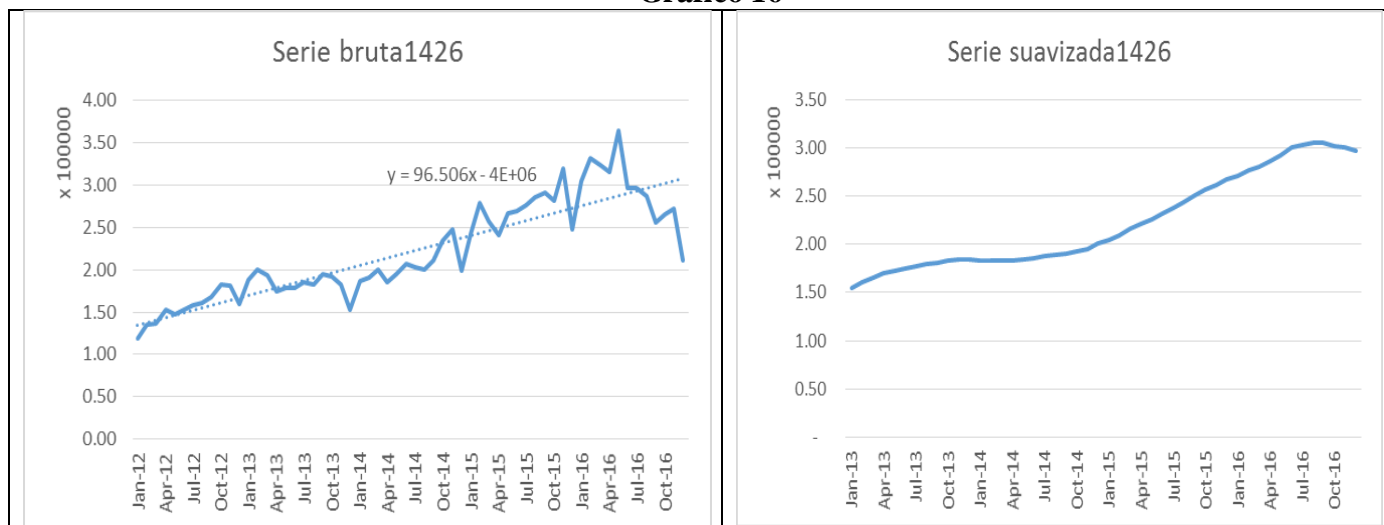
Gráfico 15



Elaboración propia

Cartera de créditos de consumo que no devenga intereses 1426, se ha mantenido con una tendencia promedio de USD 180M hasta junio de 2015, punto a partir del cual se incrementa a un 50% con promedio de USD 260M, lo que refleja también deterioro en la gestión de cobranza.

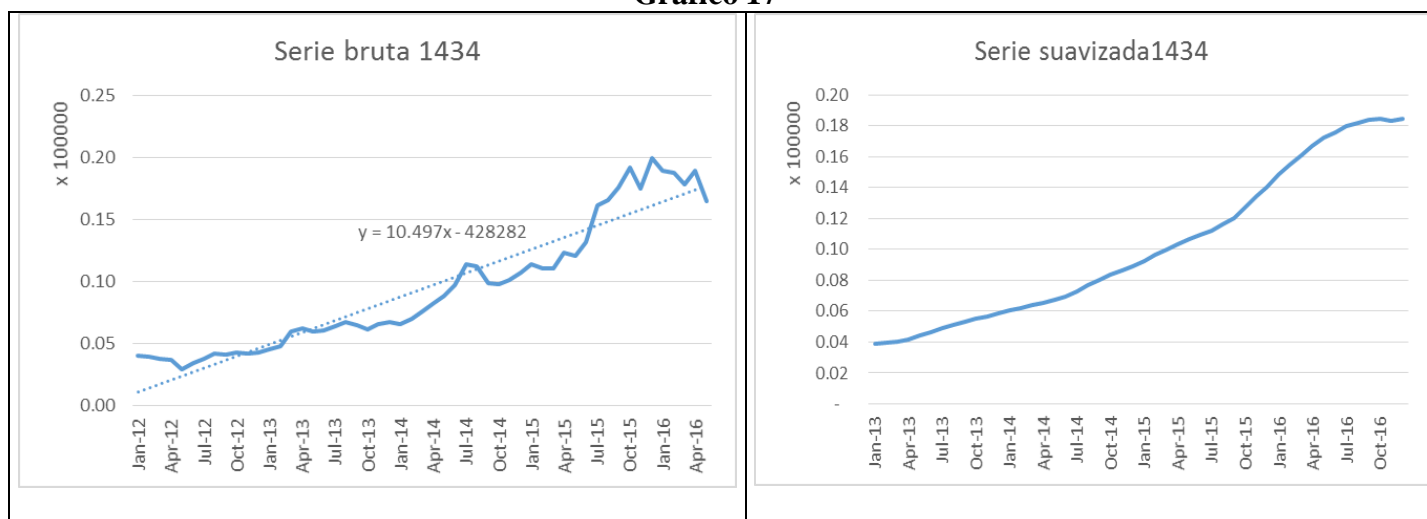
Gráfico 16



Elaboración propia

Cartera de créditos de consumo refinanciada que no devenga intereses 1434, muestra una misma tendencia creciente con un saldo promedio de USD 6,000.00 hasta enero 2015 fecha en la cual se incrementa en un 60% a un saldo promedio de USD 15M. Lo que da la medida para entender que hay mayor número de operaciones que se ha refinanciado por falta de pago.

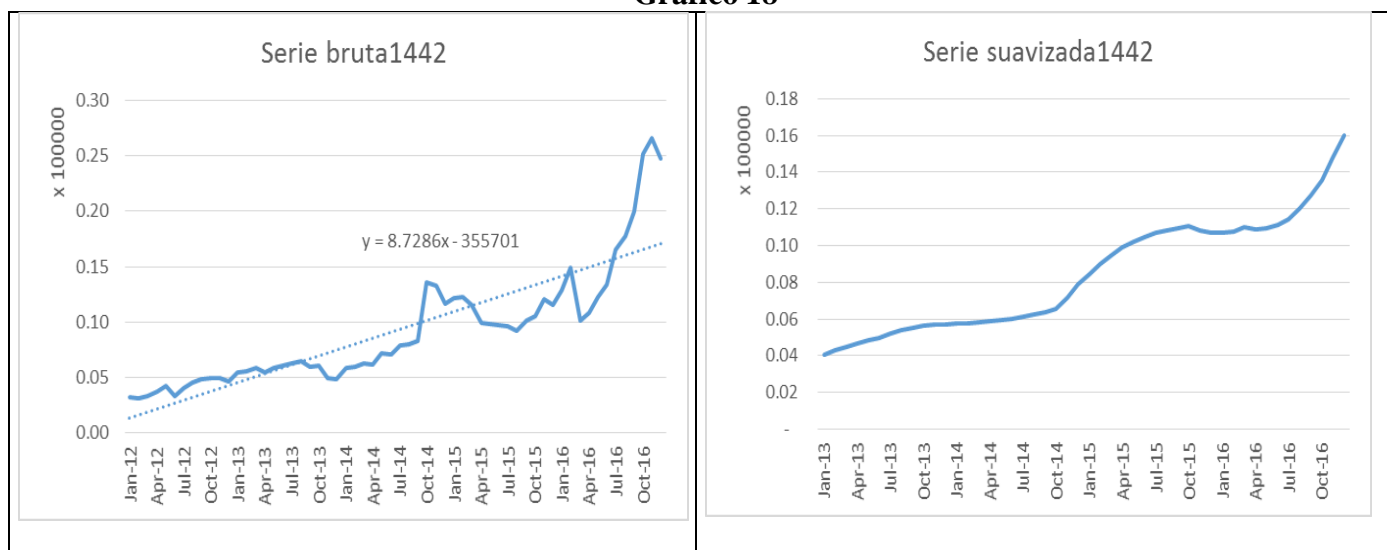
Gráfico 17



Elaboración propia

Cartera de créditos de consumo reestructurada que no devenga intereses 1442, muestra distintas tendencias crecientes: la primera hasta diciembre 2014 con un saldo promedio de USD 5,664.00, la siguiente hasta nov 2015 con saldo promedio de USD 9,917.00 y la última desde este punto con un saldo promedio de USD 12,412.00.

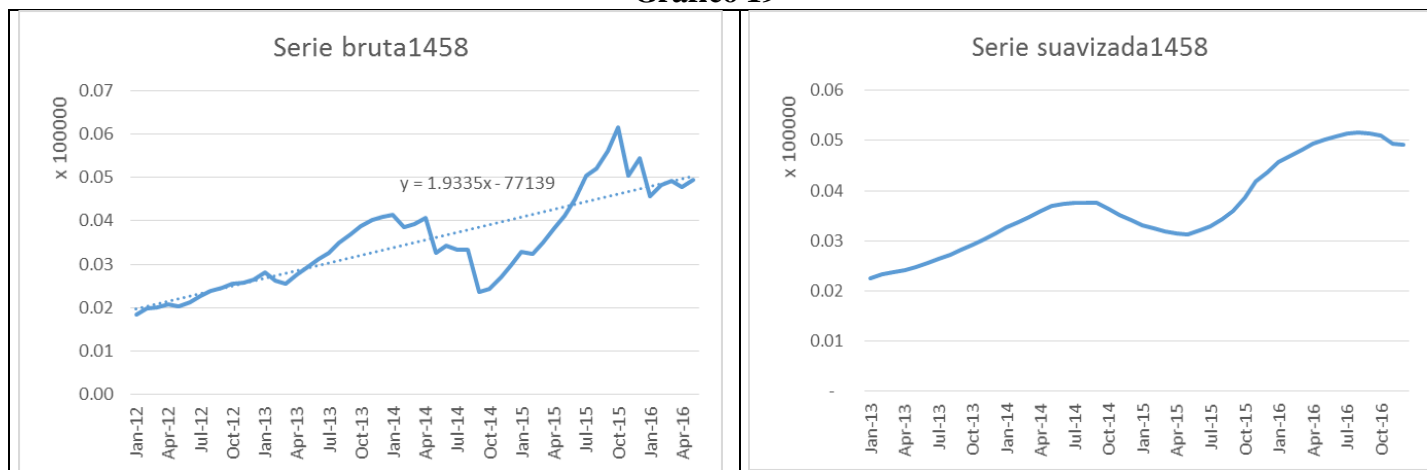
Gráfico 18



Elaboración propia

La Cartera de créditos de consumo refinanciada vencida 1458, tiene también una tendencia creciente hasta en dos períodos principalmente: el uno hasta septiembre 2014 con un saldo promedio de USD 3,100M y el otro de esta fecha en adelante que crece a un saldo promedio de USD 4,700M.

Gráfico 19



Elaboración propia

En la tendencia de las cuentas contables de consumo analizadas es común el cambio desde septiembre 2014 período en el cual la cartera de consumo comienza a crecer y según datos estadísticos el stock en este tipo de crédito desde marzo 2016 creció en un 0,66%.

Variación cíclica y estacional de las cuentas analizadas del sistema financiero nacional, su representación gráfica ver en el Anexo 1.

Han mantenido ciclos de recesión en la cartera de créditos de consumo reestructurada por vencer 1418 y en la cartera de créditos de consumo reestructurada que no devenga intereses 1442 y la cartera de créditos de consumo por vencer 1402 en los últimos períodos del año 2016, período de recesión en la tasa de crecimiento del stock que sí incrementa pero a una tasa menor.

Para las cuentas: Cartera de créditos de consumo refinanciada por vencer 1410, Cartera de créditos de consumo que no devenga intereses 1426, Cartera de créditos de consumo refinanciada que no devenga intereses 1434 y Cartera de créditos de consumo refinanciada vencida 1458 se observan ciclos fluctuantes entre recesiones y expansiones, relacionados con la tendencia secular explicada.

Análisis serie de tiempo cartera de consumo Produbanco:

Así mismo, se crea la serie de datos de los saldos contables de la institución estudiada, cuya información procesada se inicia determinando la media móvil para obtener los componentes de la misma: tendencia, ciclo, estacionalidad, para cada una de las cuentas analizadas.

Tabla 3
Saldos cuentas de cartera de crédito de consumo Produbanco (En miles de dólares)

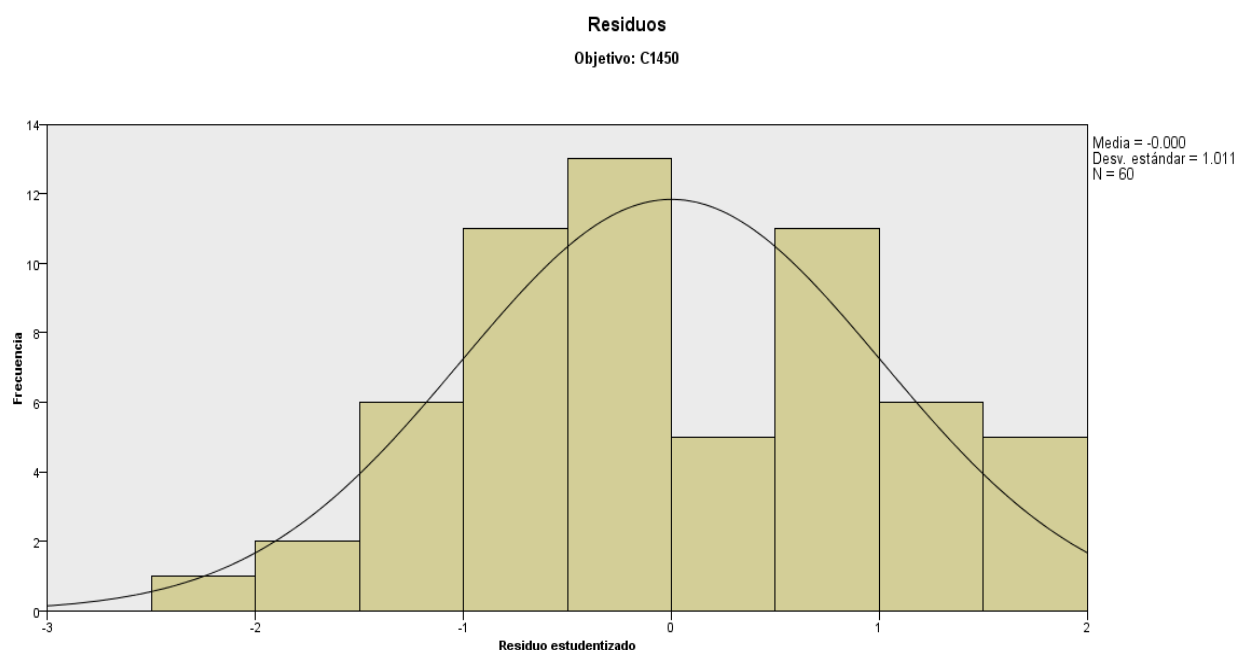
FECHAS	1402	1410	1418	1426	1434	1442	1450	1458	1466
Jan-12	236,414.95		729.62	10,524.58		296.14	4,026.06		38.33
Feb-12	235,081.18		720.67	12,786.13		329.45	3,847.09		37.35
Mar-12	234,899.03		853.82	11,611.29		326.88	3,742.64		41.45
Apr-12	236,967.72		1,112.60	10,096.40		275.89	3,863.78		44.89
May-12	234,564.35		1,118.21	12,602.83		382.61	4,070.88		56.18
Jun-12	237,078.22		1,252.89	11,057.40		364.10	4,140.52		65.13
Jul-12	240,365.11		1,181.59	11,305.76		-	3,597.64		62.12
Aug-12	238,939.86	52.83	1,283.89	12,793.53		504.50	3,959.01		83.91
Sep-12	243,331.05	90.40	1,291.87	12,567.76		527.76	3,956.14		108.75
Oct-12	243,910.56	154.73	1,178.61	14,280.71	9.44	637.36	4,026.31	0.28	225.70
Nov-12	244,028.69	234.42	1,140.15	13,517.43	29.65	600.52	4,045.10	1.63	44.46
Dec-12	246,145.35	226.10	1,265.08	12,827.43	62.42	544.46	4,201.45	2.94	43.51
Jan-13	242,733.32	233.43	1,265.55	16,140.25	70.14	630.09	4,602.12	6.32	39.87
Feb-13	247,884.96	251.48	1,438.33	16,073.79	104.24	568.55	4,421.50	9.48	40.87
Mar-13	252,054.06	312.63	1,542.99	16,097.99	106.11	485.07	4,898.11	13.21	41.24
Apr-13	259,752.86	357.61	1,540.10	13,857.53	83.43	543.66	4,198.92	14.52	35.61
May-13	261,635.64	369.27	1,536.79	14,793.02	110.71	553.42	4,218.63	18.66	38.97
Jun-13	270,125.45	373.33	1,571.49	14,886.79	126.66	556.94	4,061.34	22.60	48.53
Jul-13	273,829.50	354.13	1,626.41	14,762.68	169.48	598.85	3,733.80	27.08	55.92
Aug-13	281,468.97	441.86	1,665.71	13,674.66	131.37	590.53	3,818.10	32.63	50.93
Sep-13	287,209.40	444.35	1,649.34	14,701.10	119.60	521.39	3,911.58	36.53	39.12
Oct-13	288,899.75	393.43	1,609.77	15,673.77	171.09	482.51	4,374.39	42.79	37.65
Nov-13	297,376.12	412.53	1,582.46	15,233.15	160.33	558.10	3,823.60	21.44	42.07
Dec-13	303,050.36	425.26	1,681.11	12,865.16	145.59	555.17	3,378.19	17.63	42.07
Jan-14	297,720.30	424.88	1,813.60	15,143.37	150.74	498.34	4,195.59	19.01	37.28
Feb-14	303,132.10	482.47	1,775.59	15,693.19	148.63	587.02	3,850.96	22.60	43.22
Mar-14	302,625.79	486.21	1,733.28	16,108.00	161.34	647.66	3,819.67	21.29	48.41
Apr-14	310,265.35	589.12	1,913.11	14,710.94	158.96	595.17	3,607.56	28.03	41.89

May-14	315,882.39	611.34	1,912.46	15,768.98	158.19	574.07	4,167.51	27.24	46.34
Jun-14	325,669.26	577.25	1,845.35	17,283.37	211.63	594.64	4,743.87	32.18	48.29
Jul-14	331,840.88	556.69	1,926.35	16,874.88	215.76	675.36	4,191.40	26.12	54.32
Aug-14	341,900.21	602.34	2,063.79	17,180.03	193.60	641.96	4,493.24	26.34	61.88
Sep-14	342,364.66	615.31	2,067.98	18,227.82	182.79	658.13	4,534.80	31.99	51.84
Oct-14	435,878.28	558.60	2,179.56	25,856.17	233.85	851.35	6,573.74	37.54	67.98
Nov-14	438,941.96	600.96	2,125.12	26,732.01	200.72	835.25	6,583.62	39.60	80.78
Dec-14	448,351.96	584.92	2,604.75	21,086.67	205.30	681.29	5,711.09	45.98	77.51
Jan-15	438,233.50	616.61	2,624.19	24,004.22	199.02	644.74	6,627.25	43.23	65.12
Feb-15	433,186.42	611.94	2,549.82	26,888.57	237.84	781.83	7,770.31	45.33	83.10
Mar-15	439,484.50	665.84	2,538.96	23,018.27	199.01	799.48	7,684.03	35.94	75.02
Apr-15	441,431.66	675.68	2,657.58	21,659.42	192.60	647.07	7,244.02	42.56	47.18
May-15	447,083.98	610.85	2,425.11	23,454.56	239.95	889.91	7,546.74	52.95	61.86
Jun-15	448,893.18	576.60	2,401.28	24,892.05	250.07	866.05	7,875.14	55.90	77.89
Jul-15	448,023.72	556.36	2,263.49	25,044.31	255.17	851.64	7,412.51	48.43	80.96
Aug-15	442,554.90	570.52	2,369.19	24,702.83	238.49	803.21	8,149.37	50.77	81.50
Sep-15	437,460.58	603.91	2,620.01	24,284.30	252.49	682.84	8,197.02	57.88	77.21
Oct-15	432,258.82	590.88	2,806.82	25,210.72	276.69	785.53	8,291.65	64.24	63.01
Nov-15	418,349.44	764.26	2,961.67	28,640.35	266.23	955.98	8,934.74	57.49	102.45
Dec-15	410,525.28	1,100.38	3,520.39	21,338.05	200.86	1,005.13	6,067.92	6,067.92	77.48
Jan-16	399,552.27	1,333.40	3,582.56	25,867.10	221.24	1,009.01	7,546.86	65.38	82.53
Feb-16	389,847.19	1,354.58	3,359.16	28,220.87	356.88	1,144.12	9,144.37	66.55	93.45
Mar-16	385,620.94	1,416.09	3,469.15	26,712.07	309.66	1,183.78	9,965.17	68.42	100.56
Apr-16	381,439.02	1,514.85	3,833.56	24,158.45	384.54	1,181.48	9,676.12	73.54	94.07
May-16	378,142.19	1,503.03	4,029.31	23,486.30	397.69	1,393.02	9,364.93	91.53	148.28
Jun-16	379,594.82	1,549.81	4,600.79	22,090.58	391.89	1,643.34	8,634.48	100.02	190.01
Jul-16	382,385.73	1,470.42	4,979.01	22,461.71	461.80	1,831.09	9,156.99	95.64	240.92
Aug-16	398,809.03	1,506.96	5,039.03	21,806.87	404.39	2,111.04	9,203.66	91.89	298.41
Sep-16	401,669.15	1,564.48	5,322.31	20,172.25	498.24	2,232.98	8,589.04	94.29	355.90
Oct-16	403,978.19	1,526.91	5,386.98	21,037.59	539.47	2,501.35	8,343.57	86.39	429.58
Nov-16	410,235.75	1,518.93	5,152.78	21,753.27	571.53	2,720.59	8,001.72	90.70	346.98
Dec-16	416,100.71	1,656.52	5,620.73	16,140.06	426.76	2,346.07	6,030.62	83.90	355.04

Fuente: Superintendencia de Bancos del Ecuador
Elaboración Propia

El detalle de evolución de la cartera para la Produbanco se asemeja al comportamiento del sistema financiero. Igual se considera la cuenta contable “cartera de créditos consumo Vencida” como base para analizar la correlación con las demás de este tipo de crédito, es la cuenta escogida porque contiene los eventos de tarjeta de crédito en mora. La cuenta señalada 1450, será la variable dependiente y al realizar la corrida de la regresión lineal se desprende también que la cuenta 1466 “Cartera de créditos de consumo reestructurada vencida” no está correlacionada. Según se observa en los gráficos siguientes del histograma de residuos de la cuenta 1450 compara la distribución de los residuos con una distribución normal representada por la línea suave. Cuya Media es de 0.0001 y desviación estándar 1.011 como promedio de alejamiento de todos los datos a la media cuando N = 60.

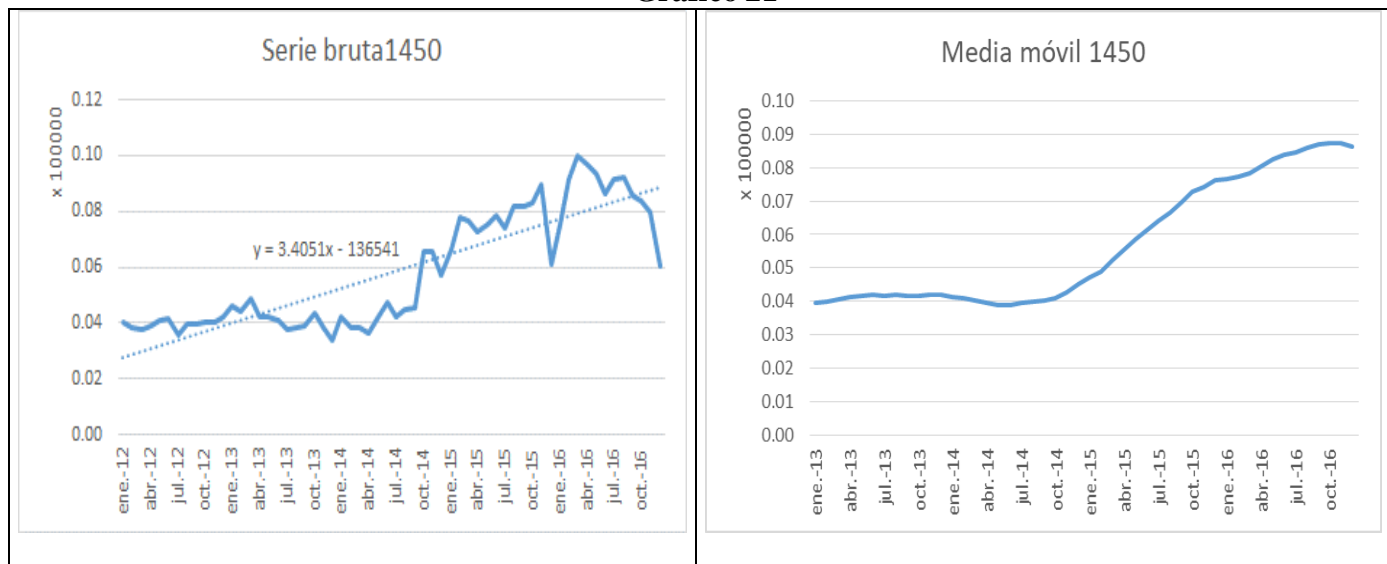
Gráfico 20



Herramienta SPSS
Elaboración propia

Componentes de la serie temporal cuenta 1450 Cartera de créditos de consumo vencida Produbanco, igualmente a grandes rasgos de la serie en el largo plazo tiene tendencia secular creciente de su saldo en promedio de USD 1300, es decir existe un incremento de los valores impagos de esta categoría que contiene el producto tarjeta de crédito a partir del punto 21 correspondiente al mes de septiembre 2014, lo cual es consistente con el comportamiento del sistema, según se muestra en el gráfico:

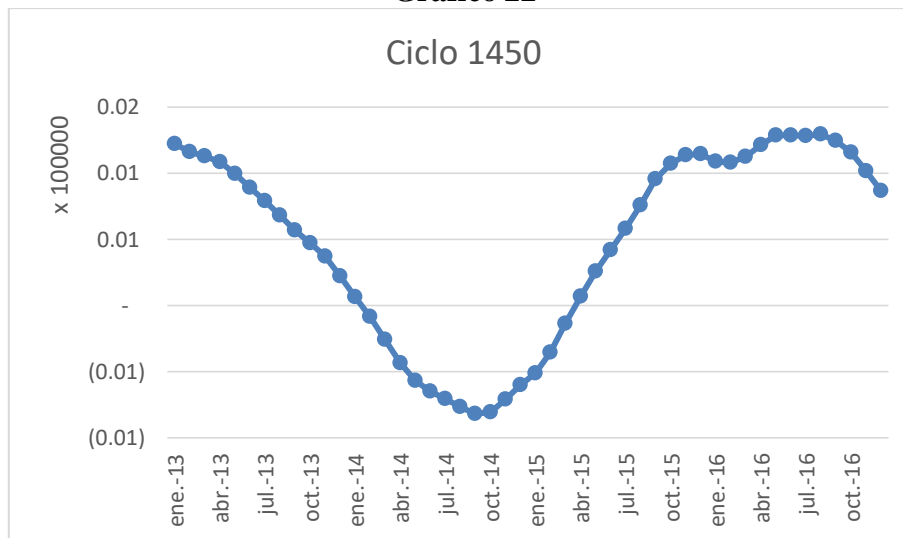
Gráfico 21



Elaboración propia

En relación al ciclo existen fluctuaciones considerables, se observa que a partir del punto 21 que corresponde a septiembre 2014 el ciclo es expansivo para esta cuenta 1450 es decir la cartera vencida crece y mantiene la siguiente fluctuación desde el punto 43 julio 2016 en recesión, desde el cual se mantiene un promedio de USD 1,292.00.

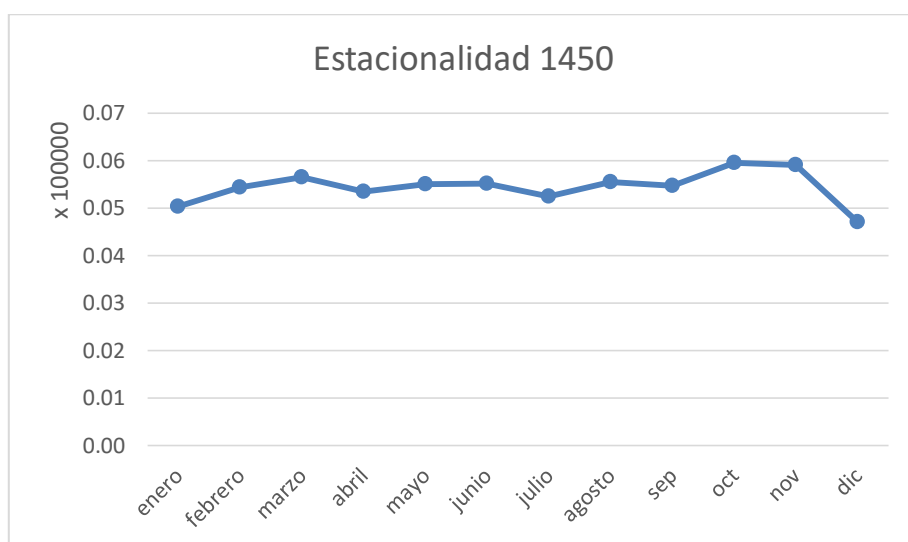
Gráfico 22



Elaboración propia

La estacionalidad muestra meses promedio estables, no se observan picos respecto a un mes normal del período analizado de un año según se indica el gráfico:

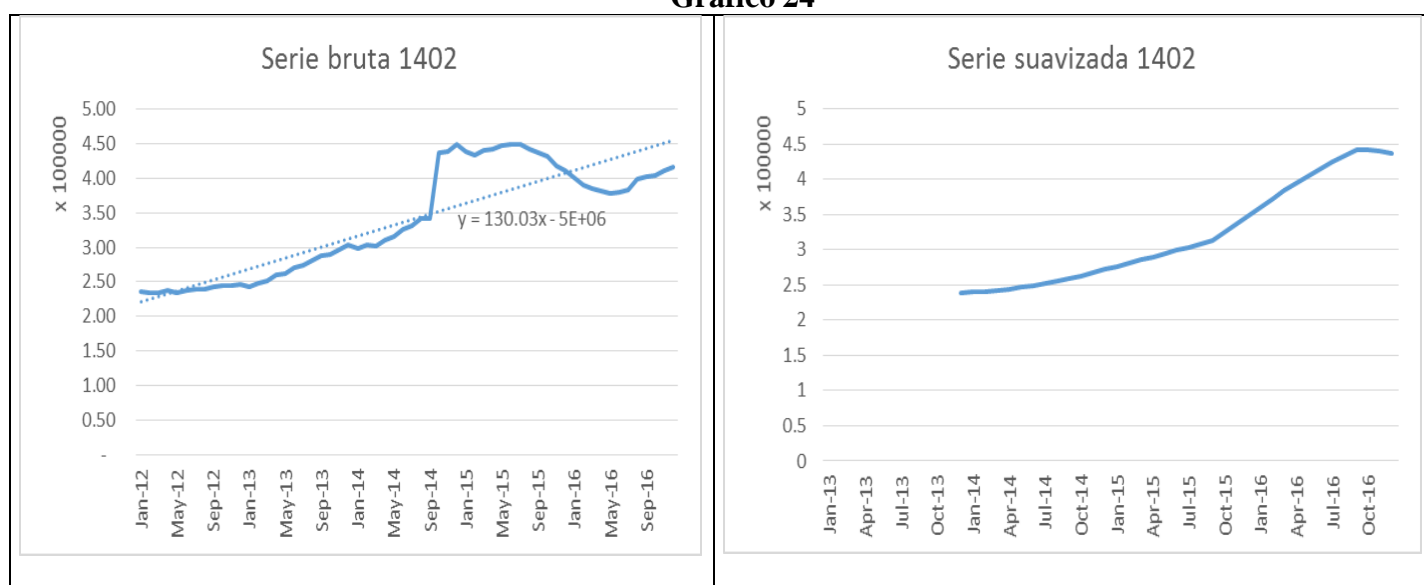
Gráfico 23



Elaboración propia

La cuenta Cartera de créditos de consumo por vencer 1402, mantiene una tendencia creciente desde agosto 2015 con saldos promedios de USD 420M y decreciendo desde agosto 2016 a un stock promedio de USD 395M.

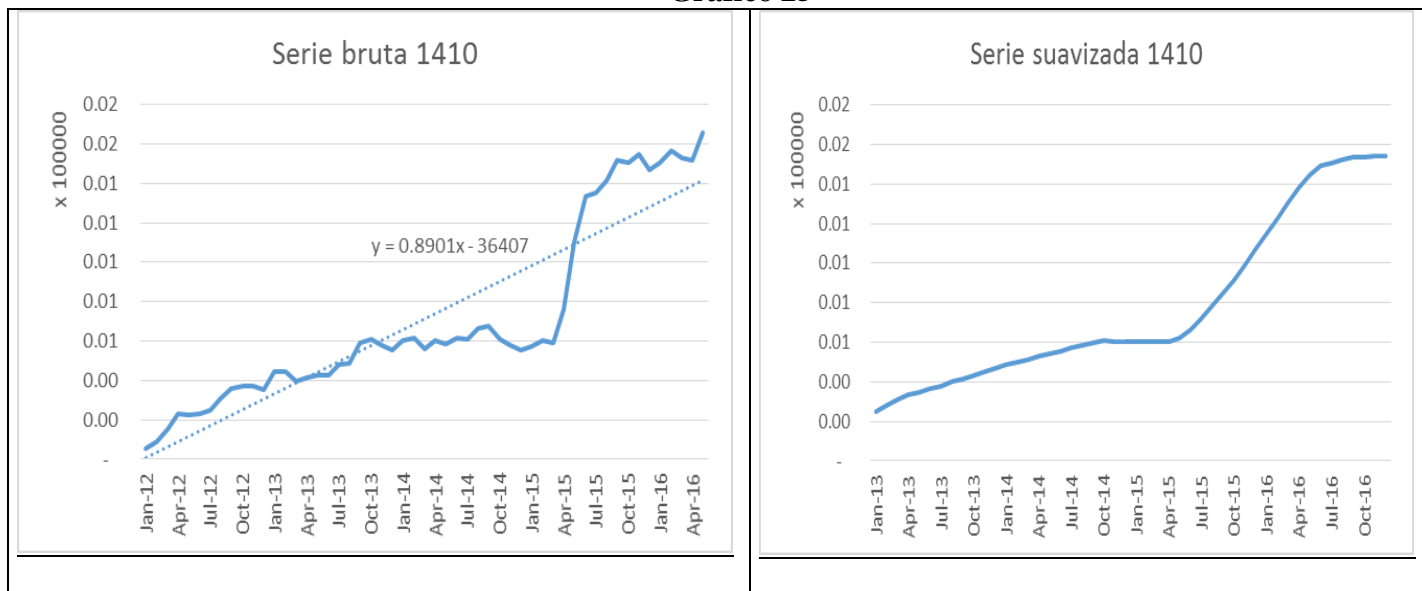
Gráfico 24



Elaboración propia

Cartera de créditos de consumo refinanciada por vencer 1410 tiene también una tendencia creciente desde julio 2015, con saldos promedio de USD 1,297.00.

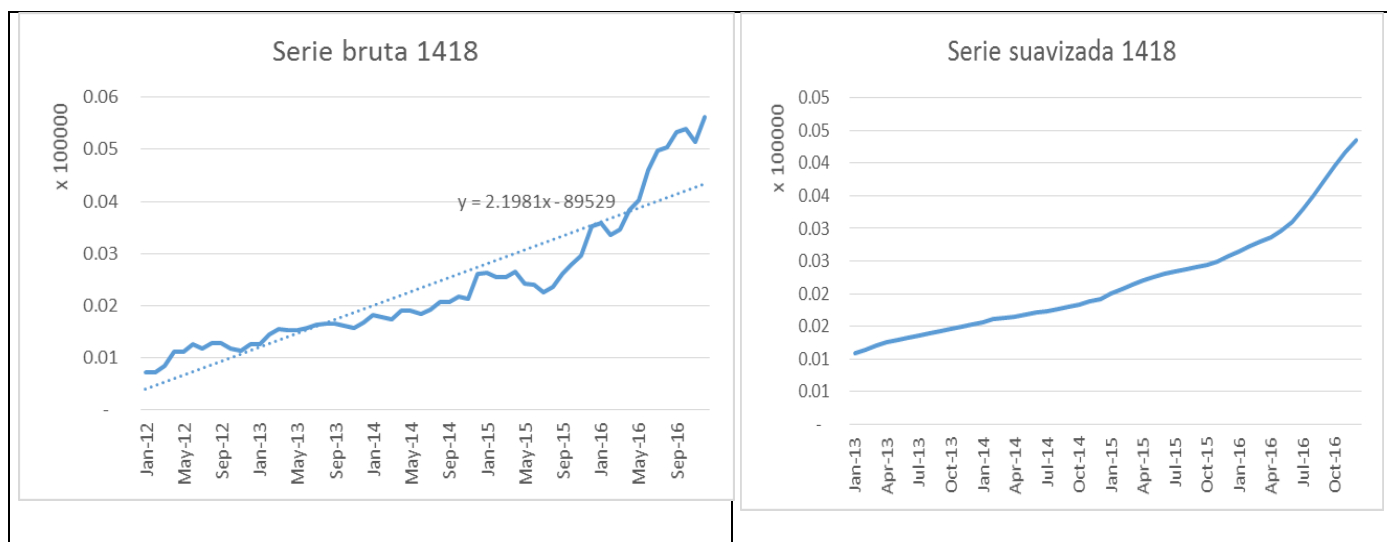
Gráfico 25



Elaboración propia

La cartera de créditos de consumo reestructurada por vencer 1418, con tendencia creciente desde noviembre del 2015 que pasó de un saldo promedio de USD 1,546.00 a USD 3,000 aproximadamente.

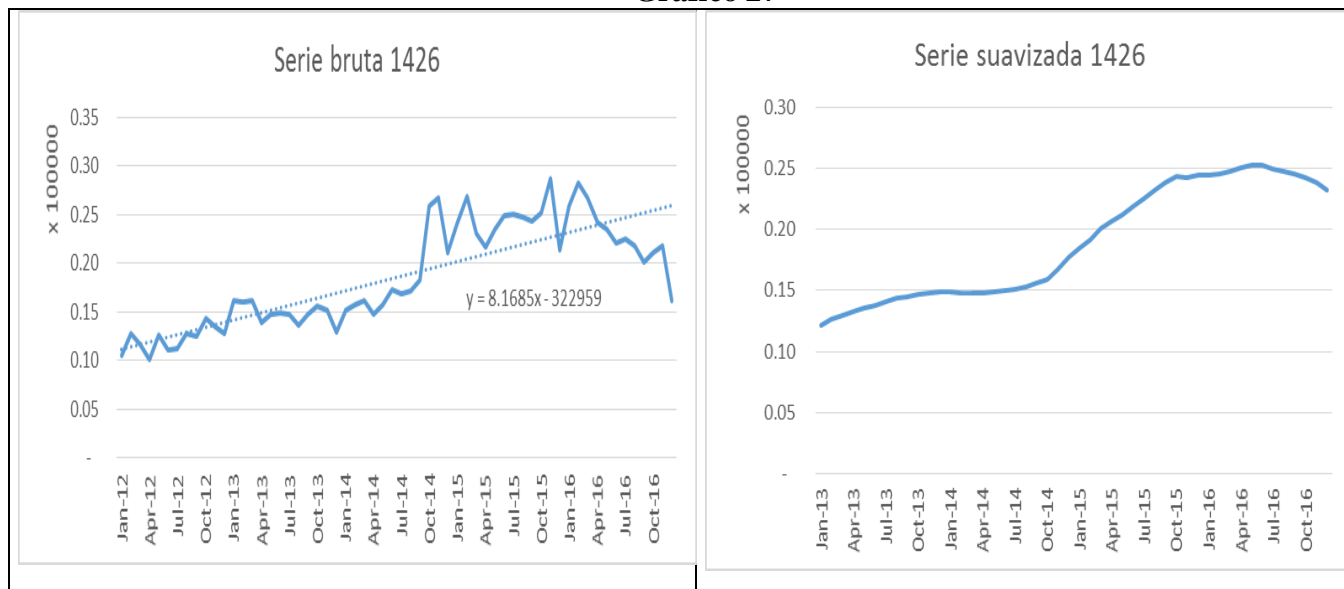
Gráfico 26



Elaboración propia

Cartera de créditos de consumo que no devenga intereses 1426 igual que en el sistema financiero tiene tendencia de crecimiento con un repunte desde septiembre 2014 con una variación aproximada del 6% y un saldo promedio a partir de este punto de USD 22,554.00.

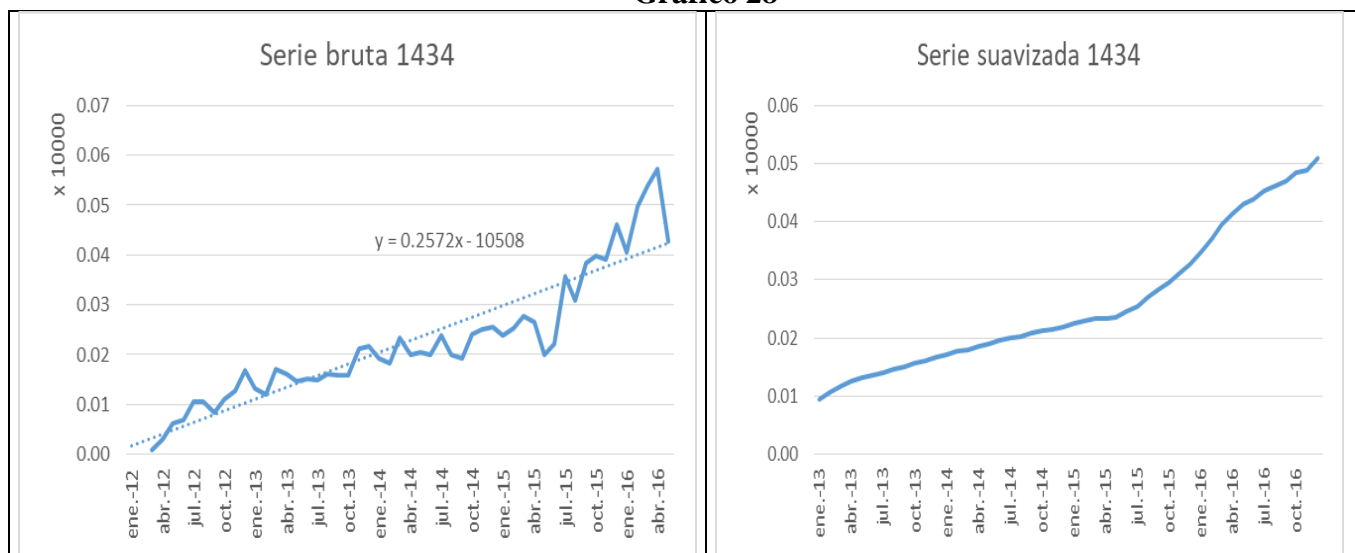
Gráfico 27



Elaboración propia

Cartera de créditos de consumo refinanciada que no devenga intereses 1434, con tendencia incremental y repunte desde septiembre 2015, manteniendo saldo promedio desde esta fecha de USD 419.36. Según muestra el gráfico siguiente:

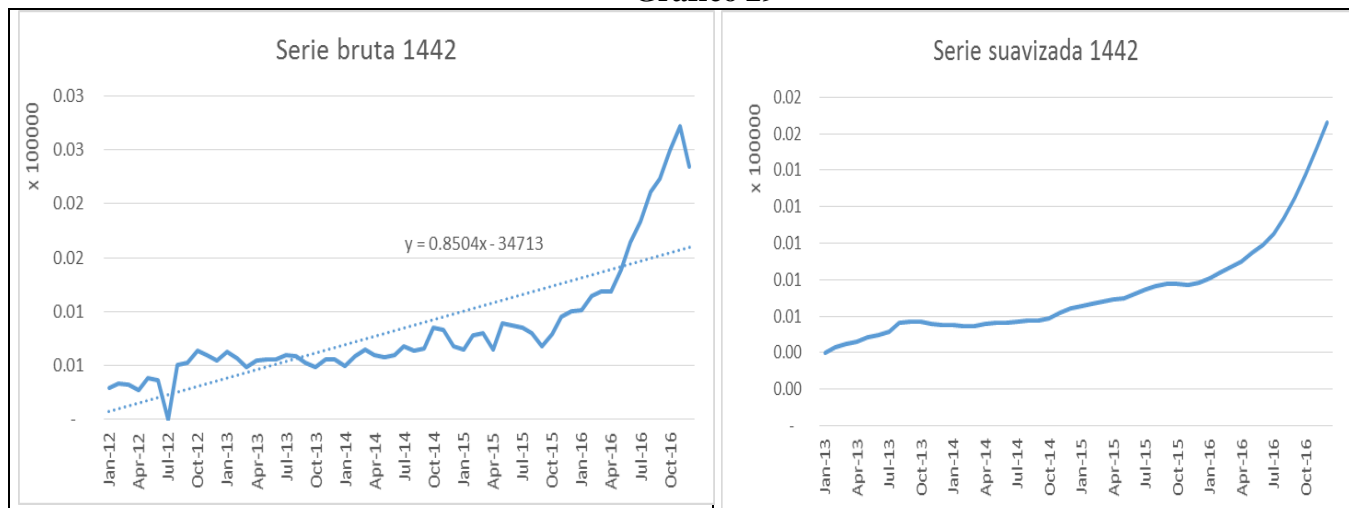
Gráfico 28



Elaboración propia

Cartera de créditos de consumo reestructurada que no devenga intereses 1442, mismo comportamiento de tendencia creciente, que incrementa al saldo en promedio 1090 a partir de septiembre 2015.

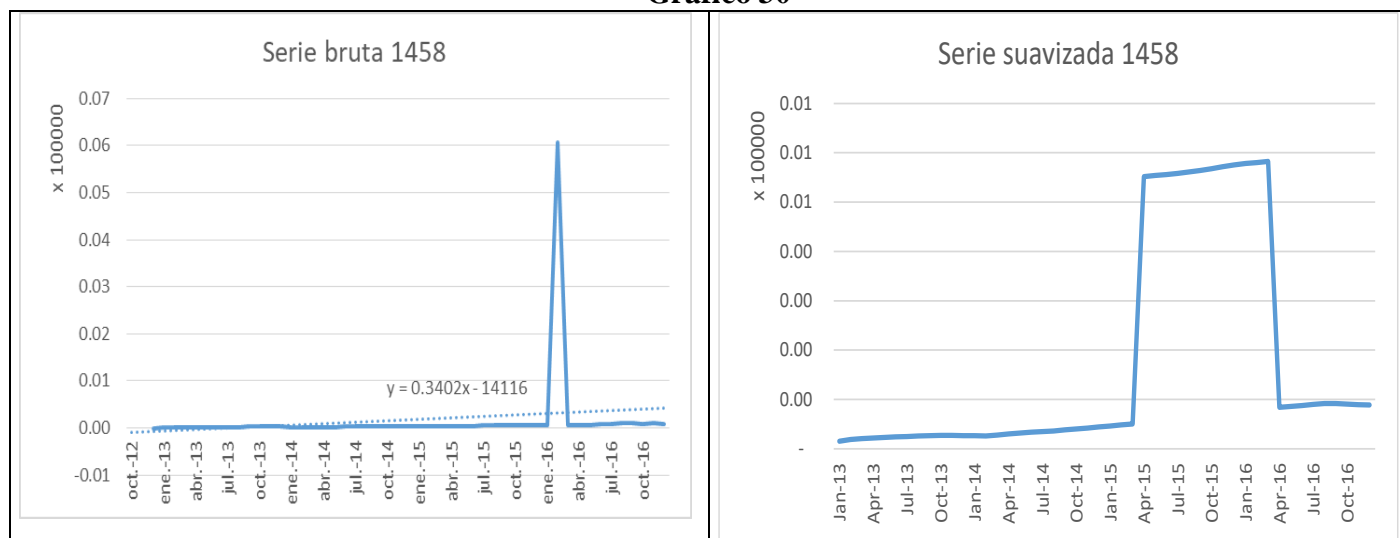
Gráfico 29



Elaboración propia

Cartera de créditos de consumo refinanciada vencida 1458 comienza a registrarse como nueva cuenta contable del catálogo único de cuentas desde octubre 2012 con valores mínimos, recoge ya el stock de la cartera refinanciada vencida desde marzo 2015 con los ajustes necesarios, con un saldo promedio de USD 566.60, por eso se explica la forma del gráfico.

Gráfico 30



Variación cíclica y estacional de las cuentas analizadas de la cartera de consumo de Produbanco, cuya representación gráfica se encuentra en el Anexo2.

Respecto al ciclo de las cuentas: Etapa de recesión en los ciclos de las cuentas de: Cartera de créditos de consumo refinanciada por vencer 1410, La cartera de créditos de consumo reestructurada por vencer 1418 Cartera de créditos de consumo que no

devenga intereses 1426 Cartera de créditos de consumo refinanciada que no devenga intereses 1434 Cartera de créditos de consumo reestructurada que no devenga intereses 1442, en los meses iniciales de período analizado es decir en enero 2012 hasta agosto 2015, fecha desde la cual comienzan a expandirse los valores.

En la cuenta Cartera de créditos de consumo por vencer 1402 se observa una estabilidad del ciclo hasta septiembre 2104 luego hay una expansión con saldos promedios de USD 54M hasta agosto que entra en recesión en una disminución de USD 7,000.00 que se dejó de otorgar créditos por política interna.

Representación inusual de la Cartera de créditos de consumo refinanciada vencida 1458, por motivo del inicio del proceso de refinanciamientos de este segmento.

En cuanto a la estacionalidad, es común meses más bajos para las cuentas 1402, 1410, 1426 y 1434 entre marzo y abril, con mantenimiento temporal de la cosecha hasta octubre en que es el más alto; y, la única cuenta distinta la 1410 que tiene mayo como pico, esto con respecto al mes promedio de colocación que es julio.

2.1.2 Resultado de la situación actual

La institución aplica metodologías internas y del grupo financiero al que pertenece para monitorear el riesgo de contraparte originado en la cartera de consumo, producto tarjeta de crédito. Se realiza un análisis de cosechas de forma periódica que permite evaluar el comportamiento del conjunto de consumos de los tarjetahabientes que se convirtieron en cartera en un mismo punto de maduración.

Esta maduración hace referencia al tiempo que transcurre desde su colocación y la evolución del indicador mora y en los casos que aplique del castigo. Análisis que se realiza en base a la información del saldo distribuido por días mora que consta en la estructura mensual (R21) remitida a la Superintendencia de Bancos del Ecuador.

Se efectúa un seguimiento del comportamiento de la tarjeta de crédito en el cual se calculan las tasas de deterioro en función de rangos de días mora definiendo límites en base al porcentaje del saldo total de los diferentes estados de la mora, desde altamente insatisfactorio a sobresaliente. Los resultados de la evaluación histórica se presentan a continuación:

CUADRO 4

Corte	Días mora último mes (como % del total de cartera)							
	1-30	Calif.	31-60	Calif.	61-90	Calif	> 90	Calif
abr-15	5.70%	1	0.50%	1	1.10%	2	1.50%	1
may-15	7.00%	2	1.10%	1	0.40%	1	2.00%	2
jun-15	7.00%	2	1.30%	1	0.40%	1	1.90%	2
jul-15	6.20%	2	1.10%	1	0.80%	1	1.20%	1
ago-15	6.90%	2	0.60%	1	0.90%	1	1.60%	2
sep-15	5.30%	1	1.10%	1	0.40%	1	1.60%	2
oct-15	5.90%	1	1.10%	1	0.60%	1	1.30%	1
nov-15	7.20%	2	1.50%	1	0.70%	1	1.20%	1
dic-15	5.20%	1	1.40%	1	0.90%	1	0.60%	1
ene-16	7.20%	2	1.50%	1	1.00%	1	1.20%	1
feb-16	6.50%	2	1.00%	1	1.80%	2	1.70%	2
mar-16	7.60%	2	1.25%	1	2.15%	2	1.90%	2
Fuente: Informes internos Produbanco								
Elaboración propia.								

*Calif. = Calificación.

Se observa el porcentaje del stock de la cartera por tarjeta de crédito que se encuentra en cada rango de mora respecto al total de la cartera, mismo que en el rango de 1-30 días de retraso mantiene un promedio del 6.48%, en el cual se empezaría la gestión de cobranza, con el fin de evitar el contagio en aquéllos de días superiores.

Así también se evalúa el comportamiento de los saldos de la cartera de tarjeta de crédito por vencer y vencido y así determinar el índice de mora. Con el score de cobranzas a desarrollar se podrá complementar el análisis, considerando el comportamiento del cliente que genera esta mora.

CUADRO 5

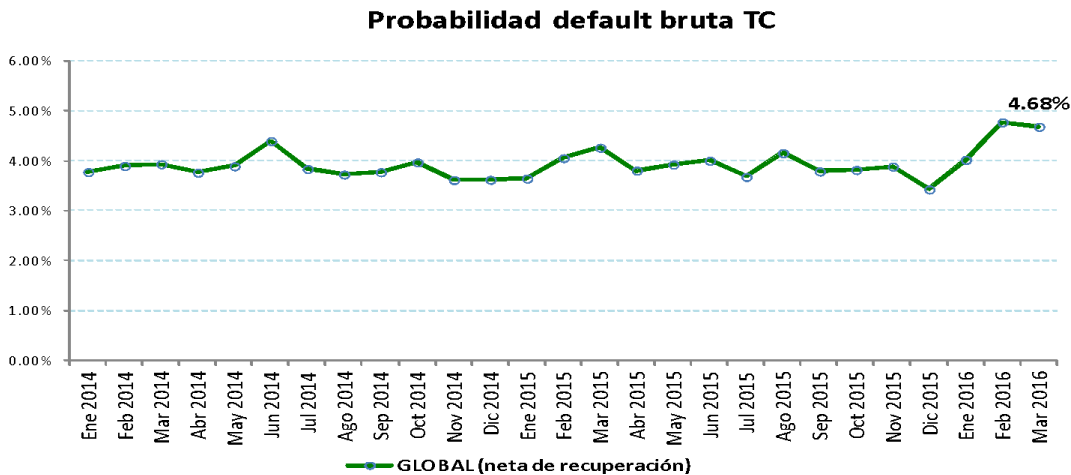
COMPORTAMIENTO SALDOS CARTERA: PRODUCTO TARJETA DE CRÉDITO			
	2016		
	ENE	FEB	MAR
TOTAL	173,418	173,390	187,548
Por vencer	163,929	162,160	166,758
Morosa	9,490	11,230	20,790
Índice de mora	5.47%	6.48%	11.09%

Fuente: Informes internos Produbanco.
Elaboración propia.

Finalmente, la institución analiza también el porcentaje de probabilidad que un tarjetahabiente caiga en default (cesación de pagos). En la gráfica siguiente se observa

que hasta la fecha de corte se mantiene un 4.68% que el deudor de valores en tarjeta de crédito deje de realizar sus pagos.

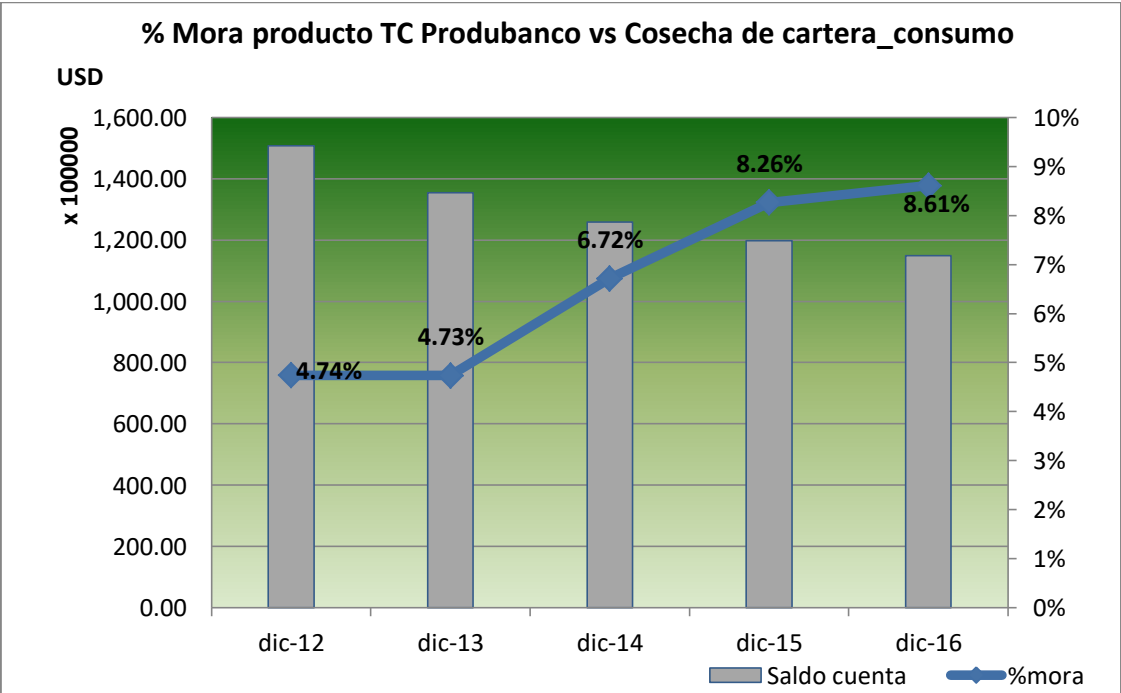
Gráfico 31



Fuente: Informes internos Produbanco.....

Con la información recibida de cosechas que data del año 2012, se realizó un análisis que en el siguiente cuadro se puede observar que el porcentaje de mora ha ido incrementando en el período estudiado.

Gráfico 32



Fuente: Información interna
Elaboración propia

2.2 Evaluación de la data y determinación de variables

2.2.1. Recopilación de la data y procesamiento de información

Se realizó el respectivo requerimiento al área técnica y con el aval de auditoría interna fue entregada la base de datos de aproximadamente 223.000 registros correspondientes a datos de los cortes de las tarjetas de crédito, por tanto es una base homogénea ya que representa el tipo de producto de crédito en estudio. Base que data con fechas de corte desde el año 2012 a la última fecha proporcionada noviembre 2015.

Esta base de datos recibida estaba constituida por 49 variables que de acuerdo a sus características se tienen: 9 informativas (I), 34 cualitativas (C) y 6 cualitativas, detalladas en la siguiente tabla:

Tabla 4

	Nombre	Tipo	Categoría		Nombre	Tipo	Categoría
1	Avances	Numérico	I	25	mes6	Numérico	CN
2	Fecha_Activacion	Fecha	I	26	mes7	Numérico	CN
3	Fecha_Corte	Cadena	I	27	mes8	Numérico	CN
4	Id_cliente	Numérico	I	28	mes9	Numérico	CN
5	mr_cartera_castigada	Numérico	I	29	mes10	Numérico	CN
6	mr_valor_demanda_judicial	Numérico	I	30	mes11	Numérico	CN
7	Numero_de_Tramite	Numérico	I	31	mes12	Numérico	CN
8	Operaciones_vigentes_del_cliente	Numérico	I	32	mr_valor_1a2_meses	Numérico	CN
9	Cupo	Numérico	I	33	mr_valor_2a3_meses	Numérico	CN
10	Duracion_maxima	Numérico	CN	34	mr_valor_24a36_meses	Numérico	CN
11	Duracion_maxima_3	Numérico	CN	35	mr_valor_3a6_meses	Numérico	CN
12	Duracion_maxima_6	Numérico	CN	36	mr_valor_6a9_meses	Numérico	CN
13	Duracion_promedio	Numérico	CN	37	mr_valor_9a12_meses	Numérico	CN
14	Duracion_promedio_3	Numérico	CN	38	mr_valor_12a24_meses	Numérico	CN
15	Duracion_promedio_6	Numérico	CN	39	mr_valor_36omas_meses	Numérico	CN
16	Eventos_Previos	Numérico	CN	40	Numero_Dias_Mora	Numérico	CN
17	Eventos_Previos_12	Numérico	CN	41	Saldo_Deuda	Numérico	CN
18	Eventos_Previos_3	Numérico	CN	42	Saldo_total_otras_insti	Numérico	CN
19	Eventos_Previos_6	Numérico	CN	43	Saldo_total_pbo	Numérico	CN
20	mes1	Numérico	CN	44	Banca	Cadena	CL
21	mes2	Numérico	CN	45	BIN	Cadena	CL
22	mes3	Numérico	CN	46	Calif_Buro	Cadena	CL
23	mes4	Numérico	CN	47	Ciudad	Cadena	CL
24	mes5	Numérico	CN	48	estado	Cadena	CL
				49	Puntaje_Score_Interno	Numérico	CL

El diccionario de las principales variables entregadas se detalla como sigue:

Tabla 5

Nombre del campo	Descripción
Número de Trámite	Número de trámite de cada solicitud de crédito
Ciudad	Ciudad de Origenarían del Trámite de Tarjeta de Crédito
Fecha Activación	Fecha de Activación de la Tarjeta
Cupo	Cupo de la Tarjeta Aprobada
BIN	Bin de la tarjeta
Avances	Número de Avances realizados por el cliente en los últimos 6 meses
Eventos Previos	Número de eventos previos de mora
Duración promedio	Duración promedio de la mora en los 12 eventos pasados
Duración máxima	Duración máxima de la mora en los 12 eventos pasados
Operaciones vigentes del cliente	El número de Operaciones Vigentes del cliente
Puntaje Score Interno	El puntaje de score interno del cliente a la fecha de extracción de la data
Saldo Deuda	El saldo de la Deuda del Cliente a la fecha de extracción de la data. Cupo Utilizado
Dato buro	Calificación asignada por el banco al cliente a la fecha de corte
Comportamiento Mora	<p>0= clientes al día, suma cero en valores vencidos (independientemente de la banda de días).</p> <p>1= Cliente mejora o se mantiene, respecto al mes anterior</p> <p>2= cuando se deteriora respecto al mes anterior</p>

Con esta información se ejecutaron los siguientes pasos:

Análisis y depuración de la base de datos.

Se recibió de la institución financiera en estudio, los datos de tarjetahabientes correspondientes al período julio 2012 a junio 2015 y al efectuar una primera examinación se pudo observar casos aparentemente duplicados, sin embargo el estadístico de frecuencia permitió definir que se trata de la repetición del mismo número de identificación del tarjetahabiente, es decir registra datos por cada cliente en los diferentes cortes según su historial. Por tanto, se deduce que se cuenta con más de doscientos veinte y tres mil registros correspondientes a 26213 clientes que algún momento cayeron en mora, distribuida en 36 cortes mensuales del período indicado al inicio de este párrafo.

Tabla 6

Indicator of each last matching case as Primary

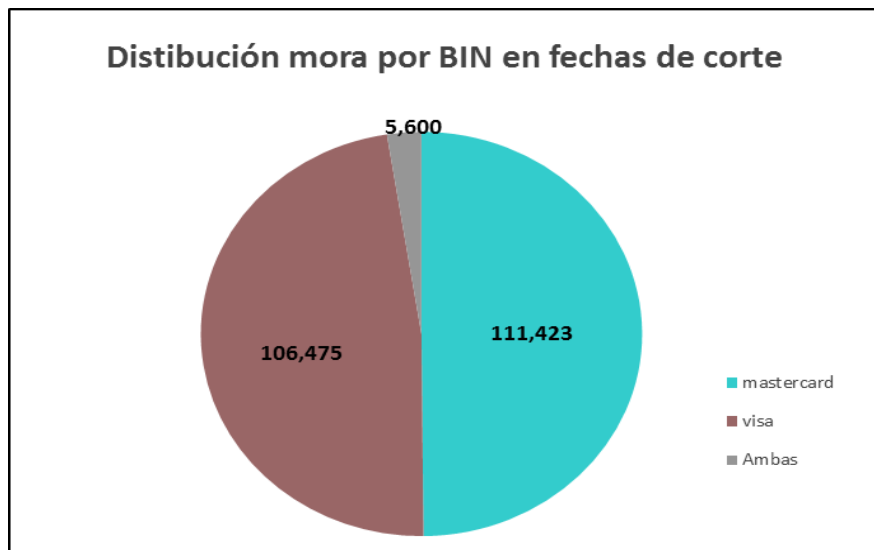
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Duplicate Case	197281	88,3	88,3	88,3
	Primary Case	26213	11,7	11,7	100,0
	Total	223494	100,0	100,0	

Fuente: Análisis estadísticos descriptivos –herramienta SPSS

Elaboración propia.

De ahí que se realizaron varios análisis a exponer con el fin de depurar la base de datos recogida y determinar el default de mora. La evaluación para determinar el default se hizo de forma global y también independiente por BIN de la tarjeta, es decir por VISA y MASTERCARD, su distribución se grafica como sigue:

Gráfico 33



Elaboración propia.

Con la data recibida se realiza un importante trabajo de depuración para asegurar que la base cargada sea consistente. Se relacionaron los datos de los diferentes cortes para cada cliente (26213) y se obtienen las siguientes variables que se detallan a continuación:

Tabla 7

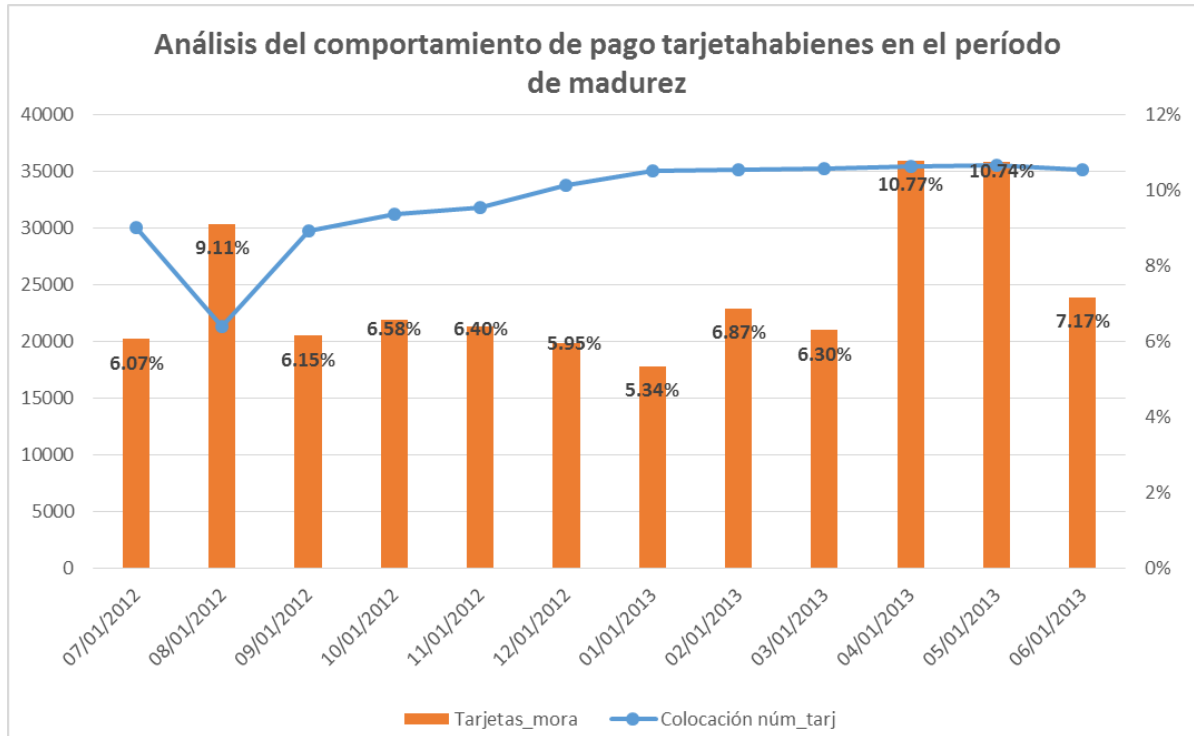
Nombre de la variable	Definición
Id_Cliente	Asignación de un código a cada identificación para agrupar
Ciudad	La ciudad relacionada con el tarjetahabiente
Fecha_activación	La fecha que se activo la tarjeta por cliente
Fecha_corte final	La fecha del ultimo corte registrado en la base recibida
Antigüedad_días	Cálculo de días entre la fecha de activación y la fecha de corte por cliente
Fuente_ingreso	Clasificación de la fuente de ingreso del cliente
Cupo	Valor del cupo asignando por cliente
BIN	Determinación de que tipo de tarjeta mantiene el cliente: Visa, Mastercard o ambas
Estado	Definición del tipo de cliente según su comportamiento: Normal (0 mora), Refinanciado, Reestructurado, Bloqueada, En judicial
Promedio días_mora	Días mora en del cliente que ha registrado en promedio en los diferentes cortes
Número de veces reporta mora	Valor máximo de las veces que ha reportado mora el cliente en los cortes registrados.
Días mora	Total de los días en mora registrados en todos los cortes para cada cliente.
Atraso máximo	El valor de mora máxima reportado en los distintos cortes.
Operaciones vigentes	Número de operaciones vigentes en la institución
Valor Deuda TC	Monto final de la deuda del cliente en la tarjeta
Valor deuda total PBO	Monto total registrado al corte por todas las operaciones vigentes con el banco.
Valor deuda otras instituciones	Monto total registrado al corte con otros bancos.
Calificación Buró	Dato externo tomado para el cliente a la fecha de corte
Puntaje_socore	Dato interno de calificación al cliente por la evaluación realizada en el banco.
Avances	Número de avances promedio que ha realizado el cliente en los cortes analizados
Eventos previos	Promedio del número de veces en mora del cliente en los cortes registrados
Duración promedio	Duración promedio de la mora en los 12 eventos pasados
Duración máxima	Duración máxima de la mora en los 12 eventos pasados
Cartera castigada	Valor de la cartera castigada por cliente en caso de tenerla
Valor demanda judicial	Monto en demanda judicial
Comportamiento	Sumatoria de los indicadores del comportamiento de pago en un año del cliente, en caso de tener valores vencidos. El peor debería ser 24 que indica que todos los meses desmejoró respecto al anterior.

Así también, se hizo el análisis de la data considerando un período de maduración de un año (basado en el criterio experto) partiendo de la primera fecha de activación detectada (junio 2011), que nos lleve a definir el punto de default para segregar en buenos y malos clientes, así:

Primer análisis – Evaluación por fechas de corte. A través de los datos clasificados por fechas de corte, se evaluó la tasa de morosidad considerando los clientes que registran días mora mayor a 28 días punto como primera referencia en el período de madurez. Para lo cual, se comparó el número de tarjetas colocadas del año anterior (2011) versus los datos de la fecha del primer corte (junio 2012) correspondientes a aquéllas que se situaron en el umbral de días impagos indicado.

Como se observa en la gráfica que sigue, la tasa de morosidad mantiene una distribución uniforme en el período considerado como estable con un promedio del 7.29%, lo cual permitirá derivar adecuadamente en la definición de buenos y malos clientes.

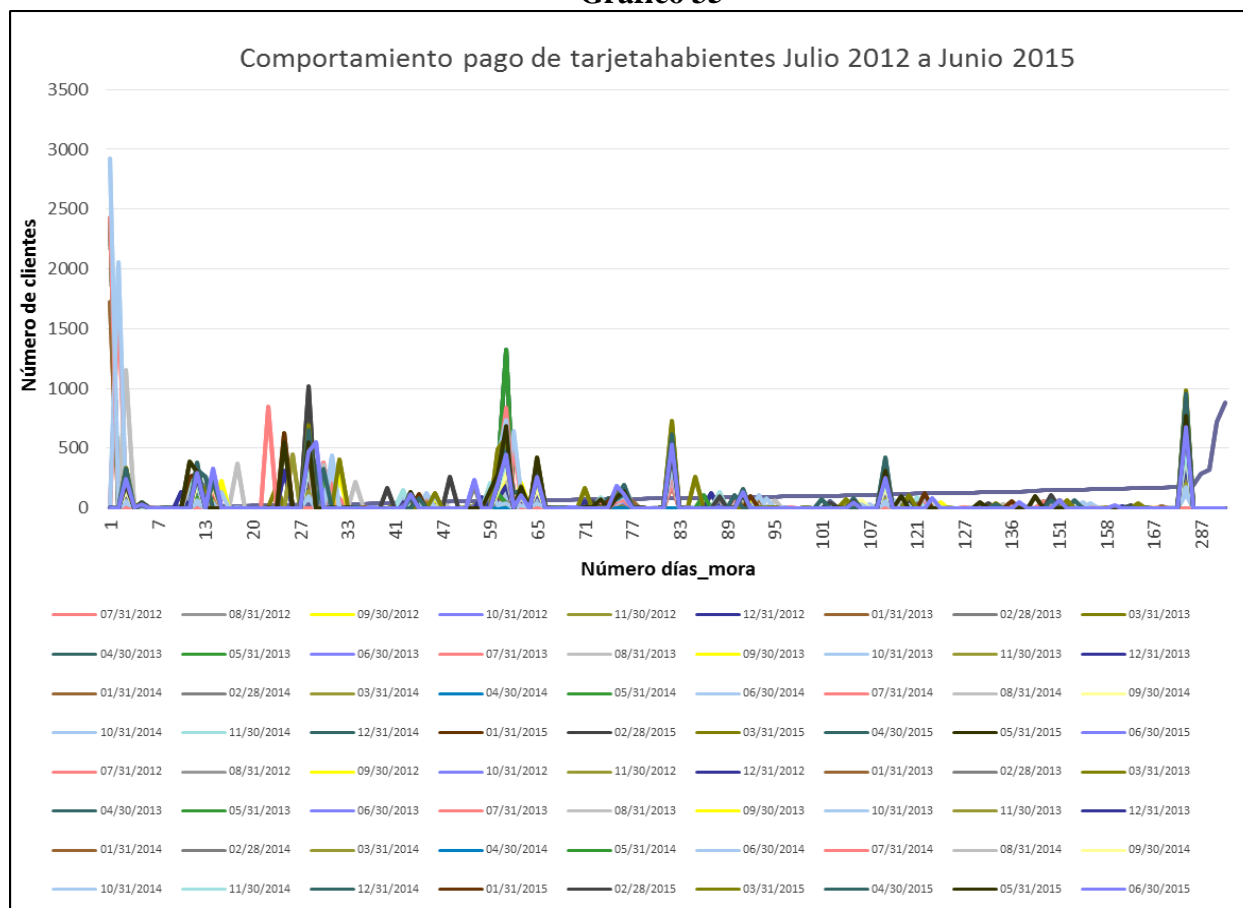
Gráfico 34



Elaboración propia.

Así también, se evaluó en cada uno de los cortes el comportamiento de pago por cliente comparando entre los períodos analizados, deduciendo que la frecuencia de mora histórica es a los 28 días lo cual es común en este tipo de producto, lo cual podría considerarse muy ácido, por lo que se podría seguir al siguiente umbral 61 días. Respecto a las fechas de corte de julio 2012 a agosto 2014 se mantiene un promedio de 2500 observaciones aproximadamente que registran atraso en el pago, con casos atípico que incrementan entre un 38.59% y 56,42% en los cortes de abril y octubre del 2013, a partir de septiembre de 2014 se incrementan a 5600 observaciones con mora respectivamente, con tendencia incremental, lo cual pudo deberse a factores externos de inestabilidad política que se registró ya desde ese año, como se indicó en capítulos anteriores. Lo explicado se puede observar en el gráfico que sigue:

Gráfico 35



Elaboración propia.

Segundo análisis – Evaluación por cliente. Se evaluó por cada cliente su historial de pagos considerando su antigüedad desde la fecha de activación de su tarjeta a la fecha de corte, con el objetivo de construir una matriz de evaluación de atrasos que se detallará en el punto de definición de buenos y malos clientes.

Así mismo, se evaluaron las reincidencias de los clientes que tuvieron impagos en el período de madurez estudiado. En el gráfico que sigue, se observa que el mayor número de veces reportadas es 3, compuesto por los porcentajes más representativos así: el 13.33% de clientes en un rango de atraso promedio de 16 a 30 días, seguido del 9.84% con un rango de 31 a 60 días y el 4.22% de 61 a 90 días. Seguidamente 2 y 6 reincidencias, las cuales mantienen el 32% y el 9.43% respectivamente que representan a clientes ubicados en el rango de 61 a 90 días que podría considerarse como un punto referente de default.

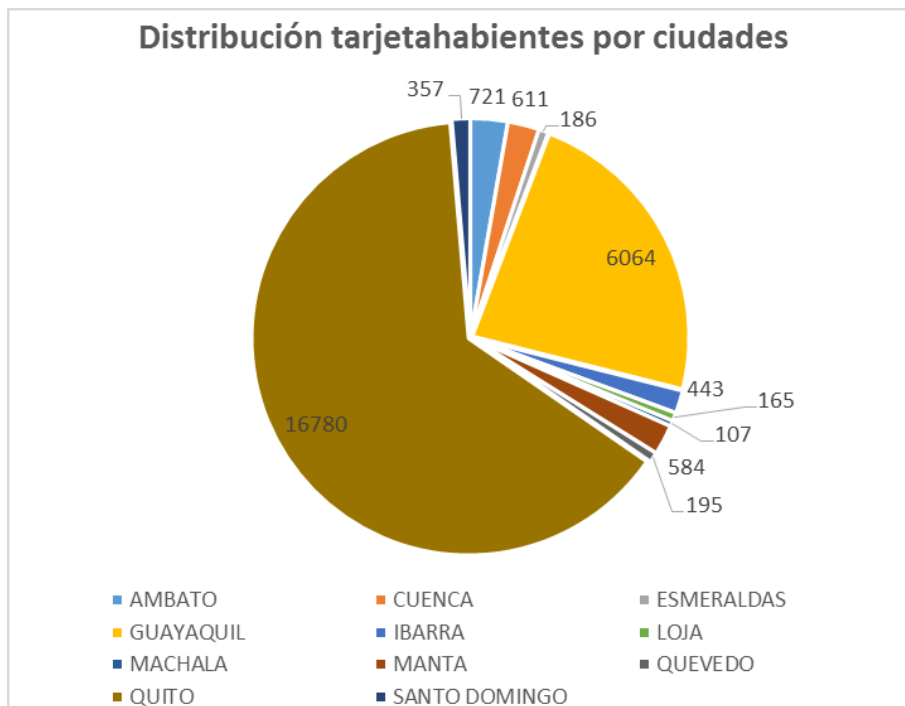
Gráfico 36



Elaboración propia.

Se efectuó una clasificación por la variable ciudad, con el fin de evaluar que la mayor concentración de tarjetahabientes es en Quito con un 64% del total de clientes estudiados, seguido de Guayaquil con el 23% y el resto distribuidos en las demás ciudades con un promedio del 1.44% . Así:

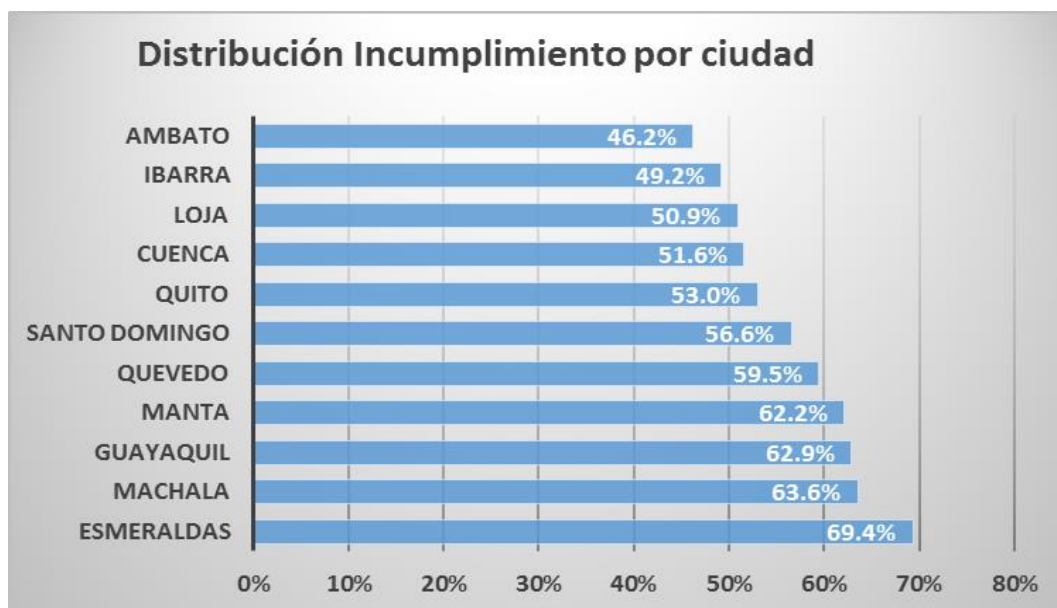
Gráfico 37



Elaboración propia.

Con esta consideración se evaluó también que del porcentaje distribuido por ciudad en tarjetahabientes, el mayor incumplimiento lo tiene Esmeraldas con el 69.4% de los 186 clientes que mantienen este producto.

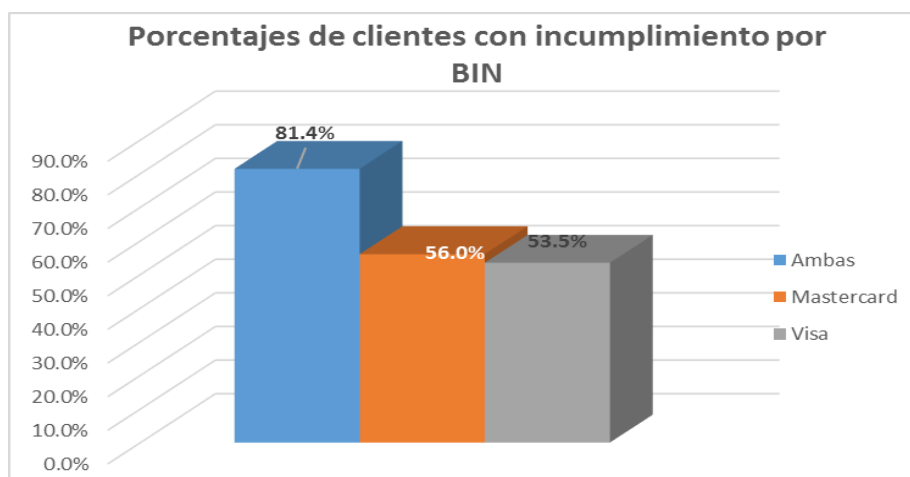
Gráfico 38



Elaboración propia.

Finalmente, respecto al BIN se puede indicar que del total de clientes detectados con la condición de malos (14531), el 50.3% corresponden a Mastercard, seguido por el 46% de Visa y un 3.7% a clientes que conservan ambos plásticos; y en relación a su distribución explicada anteriormente se denota que hay mayor número de clientes malos cuando tienen ambos bins, según los siguientes porcentajes:

Gráfico 39



Elaboración propia.

Definición de buenos y malos

El principal propósito de los análisis indicados en el enunciado anterior fue contar con un punto de partida para evaluar el comportamiento de pago de los clientes, basado en: el atraso máximo, la mora promedio y el número de veces que ha caído en mora y así llegar a la definición de buen y mal cliente, partiendo de los días mora para este caso por ser un score de seguimiento que permitirá innovar la estrategia de cobranza. Se ha encontrado con casos denominados *indeterminados* según literatura revisada o aquéllos que aún no se cuenta con información por falta de uso de la tarjeta.

Considerando el criterio experto dentro de la institución bancaria y al querer describir con la definición de malos al conjunto de clientes que podrían ocasionar riesgo de crédito en algún punto de su historial de pagos, se podría considerar tarjetahabientes con moras de 30 días, sin embargo este punto puede ser muy ácido para el objetivo de este estudio.

Se utilizó la técnica recomendada en la literatura revisada⁸ la matriz de atraso máximo y atraso promedio, segregados por filas y columnas respectivamente según el número de tarjetahabientes que caigan en los distintos rangos de atraso. Al validar la matriz se pudo constatar que el 45.57% se encuentra entre los 30 días de atraso promedio y atraso máximo, corroborando el criterio experto pero al ser una mora bastante ácida como se indicó anteriormente, se amplía hacia un punto medio el atraso máximo con el 50.30% en el rango de hasta 60 días. De ahí que se opta por considerar como marca de mora 61 días puesto que está en del mayor número de atraso máximo de la población estudiada y el límite de rango de atraso promedio. Así:

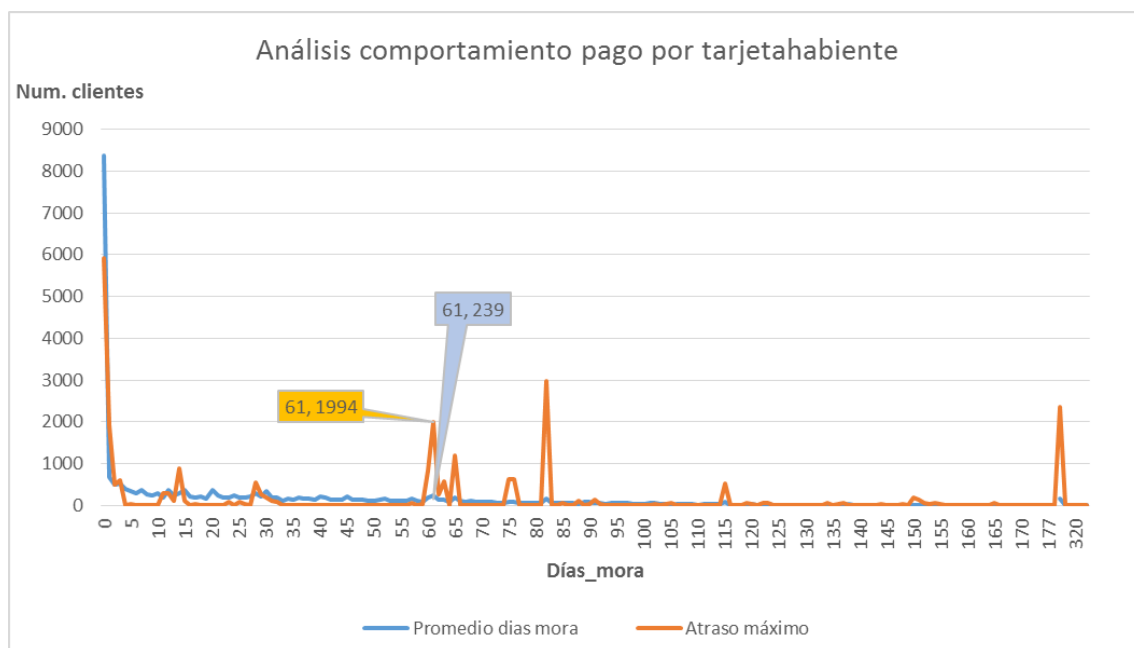
Cuadro 8

Rango Atraso Máximo	Rango Atraso Promedio							Total General
	0	1-15	16-30	31-60	61-90	91-120	> 120	
0	5922							5922
1-15	2459	2292						4751
16-30		863	408					1271
31-60		502	439	300				1241
61-90		1702	2513	3279	1066			8560
91-120		7	42	376	433	165		1023
> 120		15	77	461	1224	952	716	3445
Total General	8381	5381	3479	4416	2723	1117	716	26213

⁸ Bambino, Carlos, Tesis Maestría Economía: Un análisis multinomial para los determinantes del comportamiento de pago de una cartera de consumo, Agosto 2005. Pág. 25 a 27

Como se observa en el gráfico que sigue, el comportamiento de pago con mora mayor cae en 61 días o más como a ser considerado con una definición de mal cliente:

Gráfico 40



Elaboración propia.

La marca de mora escogida se incluye en el modelo, con el fin de obtener el motor de segmentación de cobranzas y así crear la variable dependiente “incumplimiento” simbolizada con 0 y 1, la cual representa a la definición de malos clientes (1) todo aquel cuya mayor incidencia de mora fue igual o mayor a 61 días y de ahí que la definición de bueno (0) es lo contrario. Es importante conocer que esto sea lo que la institución considera como mal cliente, concepto que se resume en la principal característica que describe el comportamiento de pago, que es el atraso registrado en el pago de su deuda como tarjetahabiente. Por lo general, se utiliza el atraso máximo presentado en el pago de 12 meses del primer año del crédito o el atraso medio, por tanto será una de las variables a analizar versus el incumplimiento.

Considerando que incumplimiento es el no pago de la obligación y al convertirse en la variable dependiente permitirá determinar una condición de alerta para la institución. Si bien el incumplimiento está asociado a la mora, éste no es igual a la mora. Es el punto de inflexión a partir del cual se genera una pérdida, ya sea porque no se puede recuperar el valor del consumo de la tarjeta de crédito convertido en cartera o

porque como se explicó en el numeral 1.1.2 se llegue a realizar cobranza extrajudicial y siguiendo la recomendación de Basilea II no más de 90 días.

Se crea la variable dependiente *incumplimiento* que es una variable dicotómica y considerando la marca de mora indicada se recodifica la variable *días mora*:

Cuadro 9

**Codificación de variable
dependiente**

Valor original	Valor interno
0	Bueno
1	Malo

Se validó la base analizada con los siguientes resultados de inicio:

Cuadro 10

Marca_mora			
Indicator of each last matching case as Primary			
Id_cliente vs		Primary Case	Porcentaje
Incumplimiento	Bueno	11682	44.6%
	Malo	14531	55.4%
	Total	26213	100%

Para tener un buen modelo se necesita para el análisis que hayan malos clientes, como se observa en el cuadro que antecede con la definición relacionada se cumple esta condición.

Se aplica los estadísticos a la variable incumplimiento, lo cual muestra que no tenemos casos perdidos y el análisis de los casos considerados como malos clientes, así: la distribución no es totalmente simétrica ya que las medidas de tendencia central media, mediana y modo no son iguales porque el valor de la media difiere en 0.45 al de la mediana y moda, lo cual se confirma por el valor negativo que se muestra en la asimetría y por el valor de la curtosis la distribución es asimétrica tendiendo la curva a extenderse hacia la izquierda, a ser aplanada en su altura y que no se aproxima a la normal ya que los valores de la asimetría y la curtosis no son cero; la media indica que del total de clientes un 55% corresponden a la característica de malos clientes; se tiene un 49.7% de variabilidad de incumplimiento de los casos en estudio según la desviación estándar; y, en relación a los valores mínimos y máximos indica que un cliente al menos

tiene la condición de incumplimiento. En la tabla siguiente se muestran estos índices descriptivos de la variable dependiente.

Tabla 8

Estadísticos		
Incumplimiento		
N	Válido	26213
	Perdidos	0
Media		0.55
Mediana		1.00
Moda		1.00
Desviación estándar		0.497
Varianza		0.247
Asimetría		-0.219
Error estándar de asimetría		0.015
Curtosis		-1.952
Error estándar de curtosis		0.03
Mínimo		0
Máximo		1
8 Suma		14531

Fuente: Análisis estadísticos descriptivos-herramienta SPSS.
Elaboración propia.

Identificación de variables

Para construir el modelo logit se debe efectuar la identificación de variables, proceso en el cual se determina qué variables (conjunto o combinación óptima) explican el incumplimiento o permitan obtener un punto de alerta común en el cual inicia este comportamiento del tarjetahabiente para discriminar entre buenos y malos.

La variable que no va estar en el modelo es *días mora*, ya que fue definida dentro de la variable dependiente *incumplimiento*, es lo que se requiere predecir

Es importante considerar que la representación que tiene cada variable respecto al total de clientes supere un 5%, cuyo objeto es identificar el grado con el que pueden aportar al modelo y si una condición es débil puede ir descartándose desde esta etapa. Para lo cual se realizó el análisis de correlaciones con la variable dependiente, empezando por las variables categóricas a través de tablas cruzadas, en el que se incluye un indicador recomendado para identificar el peso y signo que es el porcentaje de

referencia,⁹ y se da como aceptado en términos absolutos cuando es más del 25%.

Resulta de aplicar la siguiente fórmula:

$$\% \text{ de referencia} = \frac{\% \text{ de malos en la población} - \% \text{ de malos en la variable}}{\% \text{ de malos en la población}}$$

Tabla 9

Análisis de Correlaciones de variables categóricas vs la variable dependiente Incumplimiento								
Variable	Tipo	Bueno		Malo		% Ref.	Total	% Total
		Cantidad	Porcentaje	Cantidad	Porcentaje			
1. Fuente de ingreso	Rol	11443	65.3%	6068	34.7%	37.49%	17511	66.80%
	Particular	197	2.5%	7568	97.5%	-75.82%	7765	29.62%
	Comerciante	12	2.3%	510	97.7%	-76.25%	522	1.99%
	Honorarios	30	7.2%	385	92.8%	-67.35%	415	1.58%
Total general variable 1		11682	44.6%	14531	55.4%		26213	100.00%
2. Ciudad	AMBATO	388	3.3%	333	2.9%	94.86%	721	2.75%
	CUENCA	296	2.5%	315	2.7%	95.14%	611	2.33%
	ESMERALDAS	57	0.5%	129	1.1%	98.01%	186	0.71%
	GUAYAQUIL	2252	19.3%	3812	32.6%	41.14%	6064	23.13%
	IBARRA	225	1.9%	218	1.9%	96.63%	443	1.69%
	LOJA	81	0.7%	84	0.7%	98.70%	165	0.63%
	MACHALA	39	0.3%	68	0.6%	98.95%	107	0.41%
	MANTA	221	1.9%	363	3.1%	94.39%	584	2.23%
	QUEVEDO	79	0.7%	116	1.0%	98.21%	195	0.74%
	QUITO	7889	67.5%	8891	76.1%	-37.29%	16780	64.01%
	SANTO DOMINGO	155	1.3%	202	1.7%	96.88%	357	1.36%
Total general variable 2		11682	44.6%	14531	55.4%		26213	100.00%
3. BIN	Ambas	122	1.0%	535	3.7%	93.36%	657	2.51%
	Mastercard	5740	49.1%	7312	50.3%	9.23%	13052	49.79%
	Visa	5820	49.8%	6684	46.0%	17.02%	12504	47.70%
Total general variable 3		11682	44.6%	14531	55.4%		26213	100.00%
3. Estado	Normal	11439	97.9%	6079	41.8%	24.53%	17518	66.83%
	Cliente en Mora	193	1.7%	5013	34.5%	37.77%	5206	19.86%
	Refinanciamiento B2	1	0.0%	40	0.3%	99.50%	41	0.16%
	Bloqueada por el Ejecutivo	4	0.0%	2362	16.3%	70.68%	2366	9.03%
	Cuenta Reestructurada	3	0.0%	91	0.6%	98.87%	94	0.36%
	Bloqueo Especial	0	0.0%	35	0.2%	99.57%	35	0.13%
	Sobregirada	42	0.4%	853	5.9%	89.41%	895	3.41%
	Refinanciamiento B1	0	0.0%	57	0.4%	99.29%	57	0.22%
	Cuenta en legal	0	0.0%	1	0.0%	99.99%	1	0.00%
Total general variable 4		11682	44.6%	14531	55.4%		26213	100.00%

⁹ Fórmula expuesta por la empresa consultora internacional LISIM, experta en la elaboración de modelos de scoring. Fuente: Bambino, Carlos.

Así se tiene en la tabla anterior, que por ejemplo en la variable *fuerce de ingreso* se observa que los clientes con relación de dependencia muestran un mejor comportamiento de pago respecto a aquellos que tienen una fuente de ingreso distinta a rol de pagos (porcentaje de referencia del 37.49%) y respecto al total general los componentes de esta condición llegan al 25% promedio (supera el 5% mínimo requerido) por lo que la variable puede considerarse “significativa”. En el caso de la variable *ciudad* se observa que solo en una ciudad el pago oportuno es mayor que es Ambato, en el resto se registra mayor comportamiento de incumplimiento principalmente en Quito y Guayaquil, podría ser una variable que no incida en el modelo, ya que la representación de la mayoría de sus componentes respecto al total de la población no supera el 5%, podría descartarse. Respecto al BIN se nota que cuando un cliente tiene ambas tarjetas muestra un peor comportamiento de pago (porcentaje de referencia 9.23%). En relación al estado, los clientes categorizados como normal tienen un mejor comportamiento de pago, al ser una calificación interna e igual que la anterior su representación no supera el 5% de la población, podría descartarse.

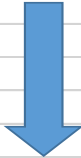
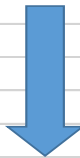
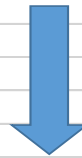
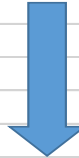
Se continúa el análisis de aquellas variables discretas, considerando que cuando no hay separación entre los resultados no hay correlación. Así se empieza analizando las variables *Antigüedad_días* y *Operaciones vigentes*, en ambos casos se puede observar en los resultados que siguen que no hay existencia de casos perdidos.

Resumen de procesamiento de casos

	Casos					
	Válidos		Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
Antigüedad_días *						
Incumplimiento	26213	100.0%	0	0.0%	26213	100.0%
Operaciones vigentes *						
Incumplimiento	26213	100.0%	0	0.0%	26213	100.0%

Fuente: Análisis estadísticos descriptivos – herramienta SPSS
Elaboración propia.

En el caso de antigüedad, se ve que es indiferente respecto al comportamiento de pago, aunque menos o más días de historial tiene el cliente, como se observa en la tabla cruzada que sigue, por lo que podría descartarse.

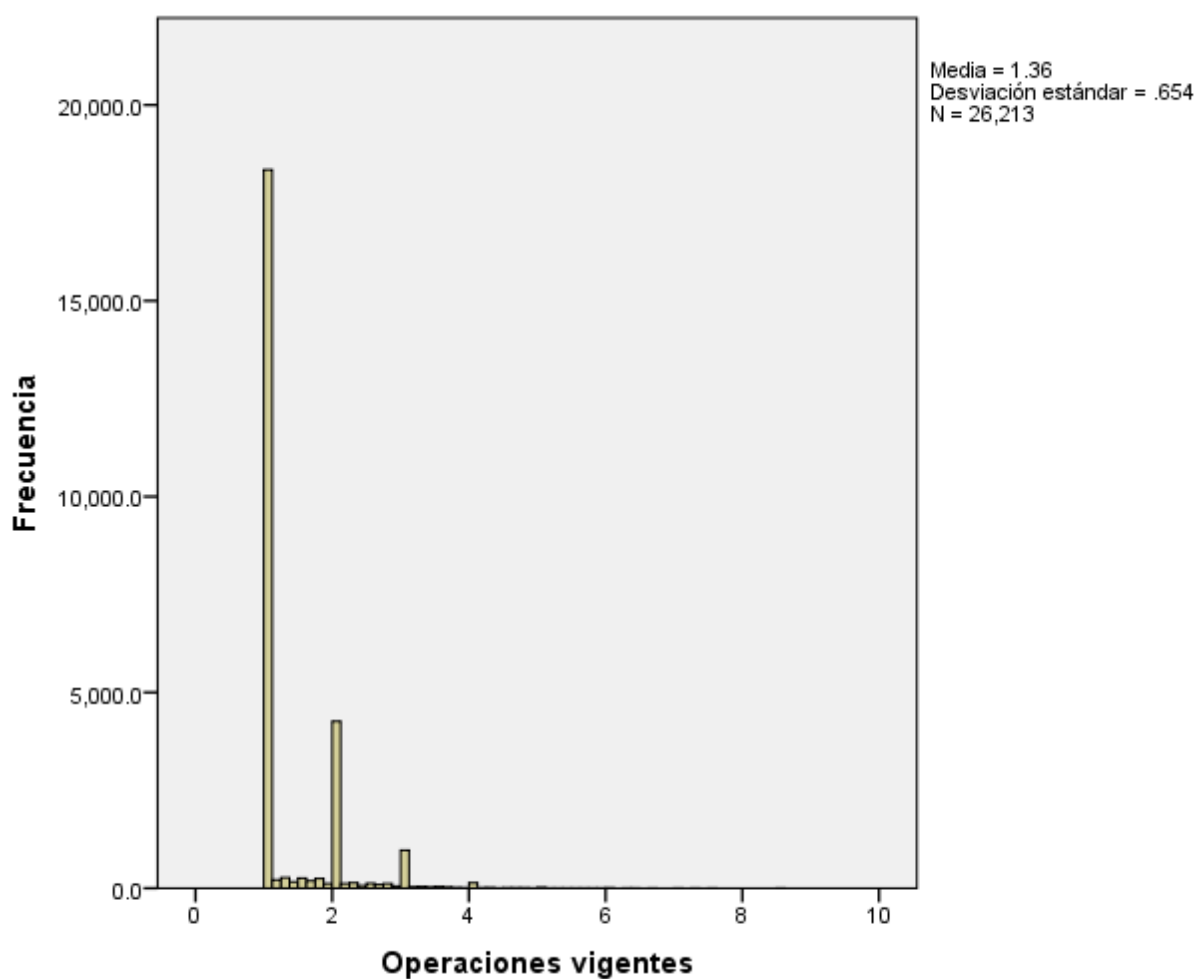
Tabla cruzada					
			Incumplimiento		Total
			Bueno	Malo	
Antigüedad_ días	123	Recuento	2	2	4
		% dentro de Antigüedad_ días	50.0%	50.0%	100.0%
		% dentro de Incumplimiento	.0%	.0%	.0%
	124	Recuento	4	2	6
		% dentro de Antigüedad_ días	66.7%	33.3%	100.0%
		% dentro de Incumplimiento	.0%	.0%	.0%
	126	Recuento	0	1	1
		% dentro de Antigüedad_ días	0.0%	100.0%	100.0%
		% dentro de Incumplimiento	0.0%	.0%	.0%
	127	Recuento	2	8	10
		% dentro de Antigüedad_ días	20.0%	80.0%	100.0%
		% dentro de Incumplimiento	.0%	.1%	.0%
	128	Recuento	26	11	37
		% dentro de Antigüedad_ días	70.3%	29.7%	100.0%
		% dentro de Incumplimiento	.2%	.1%	.1%
					
	1590	Recuento	0	1	1
		% dentro de Antigüedad_ días	0.0%	100.0%	100.0%
		% dentro de Incumplimiento	0.0%	.0%	.0%
	1702	Recuento	1	0	1
		% dentro de Antigüedad_ días	100.0%	0.0%	100.0%
		% dentro de Incumplimiento	.0%	0.0%	.0%
Total		Recuento	11682	14531	26213
		% dentro de Antigüedad_ días	44.6%	55.4%	100.0%
		% dentro de Incumplimiento	100.0%	100.0%	100.0%

En relación a *operaciones vigentes* se analizó a través del descriptivo e histograma, que según sus estadísticos podría entrar en el modelo y debe validarse con las pruebas de significancia.

Estadísticos

Operaciones vigentes

N	Válido	26213
	Perdidos	0
Media		1.36
Mediana		1.00
Desviación estándar		.654
Rango		8
Mínimo		1
Máximo		9



Fuente: Análisis estadísticos descriptivos – herramienta SPSS

Así se fue analizando cada una de las variables e ir evaluando su aporte al modelo, se lo hace a través de prueba y error y también con los estadísticos.

2.2.2 Seleccionar las variables que aporten al modelo a aplicar Logit

El objetivo de este procedimiento es analizar en una sola vista que variables pueden aportar al modelo y cuales se descartan desde un inicio. Para lo cual con la base ya depurada se realizaron tablas de frecuencias para las variables cualitativas y un estadístico descriptivo para las variables cuantitativas.

En relación a las variables cuantitativas, con el propósito de definir la matriz de variables independientes y seguir depurando la base hasta llegar al modelo estadístico que permita predecir el incumplimiento de los tarjetahabientes, se siguieron los siguientes pasos recomendados por la literatura revisada:

Revisión de la base de datos interna y externa. Se tomaron un par de variables con información del buró de crédito y con los datos internos se crearon nuevas variables de agrupación potencialmente explicativas y se recodificaron las variables categóricas.

Revisión de la población de variables y análisis estadístico básico. El objetivo es contar con variables consistentes y con el suficiente efecto discriminante para cumplir con el objetivo de tener el insumo de generar la matriz de cobranzas basada en la probabilidad de default.

Se verificarán: los valores perdidos e inconsistencia en las variables del análisis descriptivo, para ejemplificar el trabajo realizado se presentan algunas de las variables:

Estadísticos descriptivos											
	N	Rango	Mínimo	Máximo	Suma	Media		Desviación estándar	Varianza	Curtosis	
	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Error estándar	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Error estándar
Núm días_mora	26213	242	0	242	737275	28.13	.222	35.958	1292.976	2.630	.030
Número de veces reporta mora	26213	95	1	96	223497	8.53	.047	7.630	58.221	7.961	.030
Atraso máximo	26213	886	0	886	1440427	54.95	.350	56.656	3209.908	2.327	.030
Avances	26213	1021	1	1022	1042891	39.79	.370	59.912	3589.419	24.062	.030
Eventos previos	26213	87	0	87	199223	7.60	.047	7.666	58.767	6.729	.030
Duración promedio	26213	106	0	106	306317	11.69	.065	10.494	110.125	14.699	.030
Duración máxima	26213	441	1	442	892681	34.05	.202	32.752	1072.680	5.508	.030
N válido (por lista)	26213										

Al analizar los estadísticos descriptivos de cada variable escogida se puede indicar que se maneja un promedio de 28 días por cada cliente moroso con un valor máximo de 242 días de mora, siendo la variable principal con la cual se correlaciona el incumplimiento.

Se estima que los clientes morosos mantuvieron eventos previos promedio de 8 ocasiones con un máximo de 87 eventos en un período de 12 meses.

La duración promedio en que los clientes se han mantenido en mora fue del 10.94% por cada evento pasado de doce meses, con un porcentaje máximo de 106.

Una variable que podría influenciar en el proceder del cliente con el fin de cubrir su brecha de mora, corresponde a los avances que realice, manteniéndose un promedio de 40 avances realizados por los clientes en su historial de los diferentes cortes con un máximo de 1000.

Estadísticos descriptivos											
	N	Rango	Mínimo	Máximo	Suma	Media		Desviación estándar	Varianza	Curtosis	
	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Error estándar	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Error estándar
Cupo	26213	29,680.00	320	30,000.00	68,832,599.62	2,625.90	15.327	2481.584	6,158,259.86	15.301	.030
Valor Deuda TC	26213	30,316.70	-2449.50	27,867.20	41,443,984.29	1,581.05	10.09127	1633.82058	2,669,369.68	17.240	.030
Valor deuda total PBO	26213	6,205,322.67	0.00	6,205,322.67	147,124,285.28	5,612.65	274.44017	44433.04193	1,974,295,215.40	14505.126	.030
Valor deuda otras instituciones	26213	8,618,970.00	0.00	8,618,970.00	372,408,681.47	14,207.02	588.07539	95211.92989	9,065,311,593.10	3937.341	.030
N válido (por lista)	26213										

Fuente: Análisis estadísticos descriptivos – herramienta SPSS
Elaboración propia

Los clientes mantienen un cupo promedio de USD 2,625.90 con un valor máximo de USD 30,000.00.

Las operaciones mantienen un saldo de deuda promedio de USD 1,581.05 con la institución por cada transacción en mora con un valor máximo de USD 27,867.20 del cupo utilizado.

Los clientes evaluados en el total de su cartera en otras instituciones tienen un saldo promedio de USD 14,207.02 con un máximo de hasta USD 8, 618,970.00.

Un componente principal del análisis de mora es el puntaje de score interno que representa la calificación que se otorgó al cliente resultante del scoring de crédito de la institución. Es un rango de puntos de 0 a 1000, en el cual el 3% van calificados de 0 a 100 que es lo peor y el 49% con un rango igual o mayor que 700 que es lo mejor, con

un promedio de calificación de 648 y una máxima de 990 que equivale al 1% de operaciones.

2.2.3 Ejecución de pruebas de variables en el modelo Logit

Se utiliza esta técnica para este estudio explicativo como predictiva, relacionando la variable dependiente *incumplimiento*. Se basa en un análisis bivariante para determinar el ajuste del modelo con las variables independientes seleccionadas, a las cuales también se les identificó con uno y cero con el propósito de dicotomizar.

En la variable dependiente *incumplimiento* se observa que el 55.4% de las operaciones con tarjeta de crédito pertenecen a la definición de malos clientes y será considerado este indicador en las diferentes corridas realizadas y también en las relaciones ya explicadas con las variables dependientes.

Incumplimiento					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bueno	11682	44.6	44.6	44.6
	Malo	14531	55.4	55.4	100.0
	Total	26213	100.0	100.0	

Fuente: Análisis estadísticos descriptivos – herramienta SPSS

En la tabla del Anexo3 se explica el número de operaciones por días de mora y cuántos hay por cada categoría de incumplimiento (1) o cumplimiento (0). Aquí podría ser el punto de cuestionamiento con el fin de llegar a resolver el problema planteado en esta investigación, haciendo la siguiente pregunta: ¿A los cuantos días de mora la institución debería preocuparse de que sí el cliente podrá o no caer en incumplimiento?

Para el análisis y dar respuesta a esta interrogante se ha agrupado el número de días mora en rangos, con el fin de crear los primeros puntos de corte. El comportamiento del cliente en los diferentes cortes, cae en mora a los 16 días de incumplimiento, con un 9.16% en el rango hasta 30 días, sin embargo según la definición de buenos y malos explicada en el punto en el cual se debería empezar con la gestión de cobro preventiva de 61 días le corresponde el 0.99%. Del mismo modo, el mayor número de casos está en transacciones con días caídos de 180 con el 7.09% a los cuales la institución deberá dar un mayor énfasis de cobranza, cabe indicar que existen casos aislados con días mora mayor a los 180 días y en ciertos rangos se observa inexistencia de eventos de incumplimiento.

Lo positivo también es que el 73.3% representan transacciones sin incumplimiento, por tanto en este punto también es importante considerar la gestión motivacional e incentivante para que se mantenga limpio este grupo de transacciones pertenecientes a clientes cumplidos.

Rangos días mora (puntos de corte)	No. casos_Incumplimiento		Porcentaje
	Cumple (0)	No cumple (1)	
0-15	163743	0	73.3%
16-30	0	20477	9.16%
31-45	0	4699	2.10%
46-60	0	2926	1.31%
61-75	0	2206	0.99%
76-90	0	1385	0.62%
91-105	0	2149	0.96%
106-120	0	6937	3.10%
121-135	0	1316	0.59%
136-150	0	934	0.42%
151-165	0	807	0.36%
166-180	0	15915	7.12%
181-195	0	0	0.00%
196-210	0	1	0.00%
211-225	0	0	0.00%
226-240	0	0	0.00%
241-255	0	0	0.00%
256-270	0	0	0.00%
271-285	0	0	0.00%
286-300	0	1	0.00%
301-315	0	0	0.00%
316-330	0	1	0.00%
331-345	0	0	0.00%
346-360	0	0	0.00%
361-375	0	0	0.00%
376-390	0	0	0.00%
391-405	0	0	0.00%
406-420	0	0	0.00%
421-435	0	0	0.00%
436-450	0	0	0.00%
451-465	0	0	0.00%
466-480	0	0	0.00%
481-495	0	0	0.00%
496-510	0	0	0.00%
511-525	0	0	0.00%
526-540	0	0	0.00%
541-555	0	0	0.00%
556-570	0	0	0.00%
571-585	0	0	0.00%
586-600	0	0	0.00%
601-615	0	0	0.00%
616-630	0	0	0.00%
631-645	0	0	0.00%
646-660	0	0	0.00%
661-675	0	0	0.00%
676-690	0	0	0.00%
691-705	0	0	0.00%
706-722	0	1	0.00%
Total	163743	59755	

Fuente Herramienta SPSS - Elaboración propia.

Pruebas de significancia. Se ejecutaron varias corridas del modelo hasta llegar el de mejor ajuste, se exponen algunos de los resultados obtenidos, en los que se descartan las variables por su signo o por su significancia individual aunque la significancia global siempre superó el 95%.

En la siguiente tabla y coincide con las demás combinaciones realizadas, se dejan fuera *Eventos previos*, *BIN*, *avances* y *Ciudad*:

Variables en la ecuación						
	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 ^a Cupo	.000	.000	52.208	1	0.00	1.000
Promediodias_mora	.319	.006	2914.203	1	0.00	1.375
Númerodeveces reportamora	.328	.009	1211.856	1	0.00	1.389
RecodFuenteIngreso	.460	.114	16.158	1	0.00	1.584
Eventosprevios	-.011	.004	5.956	1	0.01	.989
RecodBIN	-.120	.059	4.218	1	0.04	.887
RecodCalifBuro	-.047	.031	2.270	1	0.13	.955
ValorDeudaTC	.000	.000	54.176	1	0.00	1.000
RecodCiudad	.008	.017	.202	1	0.65	1.008
Avances	-.003	.001	10.826	1	0.00	.997
Constante	-5.810	.208	781.441	1	0.00	.003

Un grupo de variables que refleja el comportamiento de mora en una banda de días son aquéllas denominadas del mes 1 al mes 12, cada uno de estos meses contiene el valor de cómo se comportó el cliente según su pago es decir, si no tiene valores vencidos (0), si llega a estar vencido en un rango de días (1), si se deteriora entre un mes y otro mes (2).

La variable creada comportamiento representa la sumatoria del valor de cada caso, entendiéndose que mientras más alto sea el valor indica que el cliente deteriora su pago, por ejemplo:

	mes 1	mes 2	mes 3	mes 4	mes 5	mes 6	mes 7	mes 8	mes 9	mes 10	mes 11	mes 12	suma
Si no tiene valores vencidos	0	1	1	0	1	2	2	1	1	0	0	0	9
Si llega a estar vencido entre 1 a 30 días													
sigue vencido de 1 a 30 días													
se pone al día, no tiene valores vencidos													
vuelve a tener valores vencidos de 1 a 30 días													
tiene valores vencidos más de 30 días													
Tiene vencidos de 31 a 60 días. Es decir, se deteriora													
tiene valores vencidos de 1 a 30 días. Mejoró													
tiene valores vencidos de 1 a 30 días													
se pone al día, no tiene valores vencidos													
no tiene valores vencidos													
no tiene valores vencidos													

0 cuando se pone al día
1 cuando mejora o se mantiene, respecto al mes anterior
2 cuando se deteriora respecto al mes anterior

Sin embargo, al indexar en el modelo esta variable Comportamiento, el chi cuadrado cae y disminuye el ajuste y tampoco cumple con la significancia individual, así:

Variables en la ecuación							
		B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 ^a	Cupo	.000	.000	55.065	1	.000	1.000
	Promediodias_mora	.316	.006	3003.040	1	0.000	1.371
	Númerodevecesreportamora	.306	.008	1619.872	1	0.000	1.358
	RecodFuenteIngreso	.352	.086	16.751	1	.000	1.422
	ValorDeudaTC	.000	.000	54.554	1	.000	1.000
	Valordeudaotrasinstituciones	.000	.000	.098	1	.755	1.000
	Duraciónmáxima	.002	.002	.713	1	.398	1.002
	Comportamiento	.004	.025	.021	1	.884	1.004
	Constante	-6.078	.137	1979.515	1	0.000	.002
	a. Variables especificadas en el paso 1: Cupo, Promediodias_mora, Númerodevecesreportamora, RecodFuenteIngreso, ValorDeudaTC, Valordeudaotrasinstituciones, Duraciónmáxima, Comportamiento.						

Cabe recalcar que en todas las corridas que se incluyó el BIN no es influyente para el comportamiento de pago, por tanto las recomendaciones se harán en función del resultado final del modelo de mejor ajuste que se detalla a continuación en el siguiente numeral.

2.2.4 Corrida del modelo final escogido para el scoring de cobranzas

Así, basado en el análisis realizado anteriormente para seleccionar las variables, se ha escogido las covariables de la dependiente, corriendo varios modelos a través de prueba error, como se ejemplificó en el numeral de selección de variables.

La salida de SPSS del modelo que mejor ajuste tuvo indica los casos ponderados y procesados, así como los perdidos:

Resumen de procesamiento de casos			
Casos sin ponderar ^a		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluido en el análisis	26213	100.0
	Casos perdidos	0	.0
	Total	26213	100.0
Casos no seleccionados		0	.0
Total		26213	100.0

a. Si la ponderación está en vigor, consulte la tabla de clasificación para el número total de casos.

La siguiente tabla muestra que se cumple lo indicado en el ingreso al modelo del uso de ceros y unos, con lo cual se explica que se está analizando la probabilidad de ser malo:

Codificación de la variable dependiente

Valor original	Valor interno
Bueno	0
Malo	1

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado			Pronosticado		
			Incumplimiento		Porcentaje correcto
			Bueno	Malo	
Paso 0	Incumplimiento	Bueno	0	11682	0.0
		Malo	0	14531	100.0
	Porcentaje global				55.4

a. La constante se incluye en el modelo.

b. El valor de corte es ,500

En la interpretación de estadísticos la primera parte se muestra en el Bloque 0 o bloque inicial que señala el análisis estadístico bivariado con cada una de las variables independientes que se escogieron. Es decir, si se estudiaban a través de estadísticos descriptivos con tablas de contingencia, en la cual la “puntuación” representa el Chi cuadrado y “Sig” el P(valor) para el chi cuadrado de cada variable, mismo que es significativo cuando es menor que el 5%.

Cuando Chi cuadrado es menor que α entonces se rechaza la hipótesis nula.

Variables en la ecuación

	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 0 Constante	.218	.012	308.422	1	.000	1.244

Un resumen de lo indicado se observa en la siguiente tabla:

Las variables no están en la ecuación^a

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	Cupo	437.915	1	.000
		Promediodías_mora	11235.014	1	.000
		Númerodevecesreportamora	4590.991	1	.000
		Operacionesvigentes	19.497	1	.000
		ValorDeudaTC	9.662	1	.002
		Fuente_ingreso	9224.950	3	.000
		Fuente_ingreso(1)Comerciante	385.147	1	.000
		Fuente_ingreso(2)Honorarios	237.943	1	.000
		Fuente_ingreso(3)Particular	7888.974	1	.000

a. Los chi-cuadrados residuales no se calculan debido a redundancias.

Es posible que entre estas variables pudiera existir interacción ya que por ejemplo no es lo mismo un valor de deuda con una fuente de ingreso con rol a una con ingreso particular, por tanto el análisis debe ser multivariado que se resume en el cuadro de variables en la ecuación.

El resultado principal del modelo indica con sus estadísticos significativos que las variables: *Cupo*, *promedio días mora*, *número de veces que el cliente reporta mora*, *su fuente de ingreso*, *sus operaciones vigentes* y *el valor de la deuda*, son las que aportan al modelo y cumplen los condicionamientos de significancia individual y global y además las responsables que un cliente caiga o no en incumplimiento y dan un buen ajuste para estimar la probabilidad de malo.

Se puede leer en la siguiente tabla que la fuente de ingreso del cliente es influyente para el no pago oportuno, principalmente como se observó en las tablas de correlación en tipos distintas a rol de pagos, como particular. Si está presente en el historial del cliente el antecedente de un registro de mora promedio alto está en riesgo que incumpla, así como también el número de veces que ha registrado mora.

Puesto que sus coeficientes cumplen la interpretación de dependencia, así: **B** mientras mayor sea, aporta más a la variable dependiente, resultado que nace después de tomar en cuenta que se replica el estudio con otros datos no se va a obtener el mismo resultado, por lo cual se calcula un **error típico** que no es más que los errores cometidos al hacer una predicción indicando la distancia entre las puntuaciones previstas y las que se obtendrán.

Variables en la ecuación							
		B	estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 ^a	Cupo	.0003	.000	82.162	1	.000	1.000
	Promediodías_mora	.314	.006	2922.561	1	.000	1.368
	Númerodevecesreportamora	.309	.008	1676.365	1	.000	1.361
	Operacionesvigentes	.086	.049	3.061	1	.050	1.362
	ValorDeudaTC	.0003	.000	78.988	1	.000	1.090
	Fuente_ingreso			275.634	3	.000	1.000
	Fuente_ingreso(1) Comerciante	-1.926	.452	18.153	1	.000	.146
	Fuente_ingreso(2) Honorarios	-3.127	.322	94.292	1	.000	.044
	Fuente_ingreso(3) Particular	1.220	.103	140.776	1	.000	3.385
	Constante	-5.851	.127	2119.744	1	.000	.003

La regresión realiza una prueba estadística paramétrica del Chi cuadrado de **Wald** para validar este coeficiente independientemente. Bajo la prueba de Wald estadística, la máxima verosimilitud estimación del parámetro de interés de este modelo θ compara con el valor propuesto, suponiendo que la diferencia entre los dos será aproximadamente normales. Generalmente, el cuadrado de la diferencia se compara con una distribución chi.

Exp (B) es un OR multivariado, o sea indica un riesgo multivariado, que aunque no todas las covariables en estudio mantuvieron la misma magnitud y significancia para aportar a la ecuación de ajuste del modelo tienen resultados por encima de uno, a excepción de *Fuente_ingreso (Comerciante y Honorarios)* que quiere decir que su resultado es invertido o sea con un **B** negativo, lo cual es consistente ya que la probabilidad de ser malo disminuye cuando tienen una fuente de ingreso con Rol o bajo horarios, cuyo condicionamiento da una mejor posibilidad de pago pero aumenta cuando su fuente de ingreso es particular. En este caso de estudio las variables *promedio días mora*, seguida de *número de veces que el cliente reporta mora* son consideradas que afectan al comportamiento un cliente y son las que infieren mayormente en el porcentaje de corresponder a ser un cliente malo por incumplimiento.

Adicionalmente, de todas las combinaciones probadas para correr el modelo, éste mantiene el mayor chi cuadrado de la ecuación que mide la explicación de la variable dependiente versus las variables independientes escogidas con el mejor ajuste.

Pruebas ómnibus de coeficientes de modelo				
		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	29627.934	8	0.000
	Bloque	29627.934	8	0.000
	Modelo	29627.934	8	0.000

Resumen del modelo			
Paso	Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	6400.740 ^a	.677	.906

a. La estimación ha terminado en el número de iteración 9 porque las estimaciones de parámetro han cambiado en menos de ,001.

Así también, en el análisis de la probabilidad pronosticada se puede observar que de la base evaluada de los 26213 clientes, existe un 35.87% de tarjetahabientes que cumplen las condiciones de las variables que componen el modelo escogido y probablemente caigan en *incumplimiento* en un 100% y se inicia en una probabilidad pronosticada del 50% con 345 tarjetahabientes de convertirse en malos clientes. Por tanto, se requiere aplicar la gestión de la matriz de cobranza que se propone en el siguiente capítulo.

Cuadro 9

Probabilidad pronosticada				
Porcentaje_Probable	No. Clientes	Buenos	Malos	Probabilidad Malos
100%-99.90%	9403	0	9403	35.87%
99.89% - 99.00%	1441	0	1441	5.50%
98.99% - 90%	1727	0	1727	6.59%
89.99% - 80%	723	0	723	2.76%
79.99% - 70%	381	0	381	1.45%
69-99% - 60%	344	0	344	1.31%
59.99% - 50%	345	0	345	1.32%
49.99% - 40%	345	345	0	0.00%
39.99% - 30%	467	467	0	0.00%
menos 29.99%	11037	11037	0	0.00%
	26213			

Fuente SPSS.
Elaboración propia.

En sí es lo realizado en el modelo, un análisis bivariado variable por variable y luego se evaluó con un análisis multivariado con el propósito de determinar en qué magnitud afectan las variables escogidas a la variable dependiente *incumplimiento*. Por

lo cual este modelo ha sido escogido incluso por la representación que ha tenido para generar los parámetros de segmentación y determinar los puntos de corte, en función de la suma de categorías vencidas (t).

Recuentos de casilla y residuos ^{a,b}									
Suma de categorías vencidas		Observado		Esperado		Residuo	Residuo estandarizado	Residuo corregido	Desviación
		Recuento	%	Recuento	%				
0	0	40804.500	83.4%	40804.500	83.4%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	8113.500	16.6%	8113.500	16.6%	.000	.000	.000	0.000
1	0	48479.500	83.4%	48479.500	83.4%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	9619.500	16.6%	9619.500	16.6%	.000	.000	.000	0.000
2	0	35423.500	79.9%	35423.500	79.9%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	8884.500	20.1%	8884.500	20.1%	0.000	0.000	0.000	0.000
3	0	16415.500	67.8%	16415.500	67.8%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	7813.500	32.2%	7813.500	32.2%	.000	.000		0.000
4	0	10247.500	64.9%	10247.500	64.9%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	5536.500	35.1%	5536.500	35.1%	0.000	0.000	0.000	0.000
5	0	5144.500	52.3%	5144.500	52.3%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	4692.500	47.7%	4692.500	47.7%	0.000	0.000	0.000	0.000
6	0	3152.500	46.0%	3152.500	46.0%	.000	.000	.000	0.000
	1	3707.500	54.0%	3707.500	54.0%	.000	.000	.000	0.000
7	0	1882.500	38.1%	1882.500	38.1%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	3058.500	61.9%	3058.500	61.9%	0.000	0.000	0.000	0.000
8	0	1023.500	30.3%	1023.500	30.3%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	2359.500	69.7%	2359.500	69.7%	.000	.000	.000	0.000
9	0	586.500	21.4%	586.500	21.4%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	2151.500	78.6%	2151.500	78.6%	.000	.000		0.000
10	0	312.500	17.2%	312.500	17.2%	.000	.000	.000	0.000
	1	1501.500	82.8%	1501.500	82.8%	.000	.000	.000	0.000
11	0	184.500	14.8%	184.500	14.8%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	1062.500	85.2%	1062.500	85.2%	0.000	0.000	0.000	0.000
12	0	76.500	12.2%	76.500	12.2%	.000	.000	.000	0.000
	1	552.500	87.8%	552.500	87.8%	0.000	0.000	0.000	0.000
13	0	31.500	7.3%	31.500	7.3%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	401.500	92.7%	401.500	92.7%	0.000	0.000	0.000	0.000
14	0	12.500	5.9%	12.500	5.9%	.000	.000	.000	0.000
	1	200.500	94.1%	200.500	94.1%	0.000	0.000	0.000	0.000
15	0	1.500	1.9%	1.500	1.9%	.000	.000	.000	.000
	1	76.500	98.1%	76.500	98.1%	.000	.000		.000
16	0	2.500	10.9%	2.500	10.9%	.000	.000	.000	0.000
	1	20.500	89.1%	20.500	89.1%	0.000	0.000	0.000	0.000
17	0	.500	4.2%	.500	4.2%	0.000	0.000	0.000	0.000
	1	11.500	95.8%	11.500	95.8%	0.000	0.000	0.000	0.000
a. Modelo: Logit multinomial									
b. Diseño: Constante + incumplimiento + incumplimiento * Comportamiento									

Definición de la ecuación escogida, se recodificaron y crearon otras variables combinadas con *número de días mora*, con el fin de establecer significancia individual y una significancia global mayor al 95% así como betas positivas. Así al correr el modelo con las variables definidas, se llega a deducir la siguiente ecuación que se ajusta a las condiciones de significancia:

$$P(\text{malo}) = (\exp(z) / (1 + \exp(z))) * 100, \text{ donde:}$$

$$Z = -5.851 + 0.00026 * (\text{cupo}) + 0.314 * (\text{promedio días}_\text{mora} < 61) + 0.309 * (\text{número de veces que reporte mora} + 0.086 * (\text{Operaciones}_\text{vigentes}) + 1.219 * (\text{Fuente de ingreso Particular}) + 0.0003 * (\text{ValorDeudaTarjeta}_\text{Crédito}).$$

Se propone considerar la aplicación de la misma en el análisis de la gestión de cobro de la institución.

Este resultado converge con todos los análisis realizados en el numeral 2.2.3 en el cual se ejecutaron las pruebas de cada variable.

A continuación se muestra la tabla de probabilidad que contiene la capacidad de predicción de la variable dependiente es del 95.3% en los casos seleccionados y del 95.6% para los no seleccionados, considerando que en el modelo seleccionado se obtiene **una significancia global del 95.4%**.

Tabla de clasificación^a

			Pronosticado		
			Incumplimiento		Porcentaje correcto
			Bueno	Malo	
Paso 1	Incumplimiento	Bueno	11164	518	95,6
		Malo	684	13847	95,3
	Porcentaje global				95,4

a. El valor de corte es ,500

Capítulo tercero

Presentación de resultados

3.1 Determinación de los segmentos de default.

En función del modelo escogido Logit, para la determinación de los puntos de corte se obtuvo las posibilidades de incumplimiento de las operaciones componentes de la base de datos analizada, basándose en las frecuencias de las variables, se creó la variable default para observar agrupaciones, en función del rango de mora y relacionando con la variable dependiente incumplimiento. Así se pudo detectar 6 niveles de default que se podrían considerar como puntos de corte para la generación de la matriz de gestión de cobranzas.

En función de los resultados se puede deducir la siguiente tabla:

Segmentos_default / días mora	% operaciones
Buenos clientes	
Pagos al día 0 hasta 15 días	73.30%
Rango en mora 16 a 30 días	9.20%
Rango en mora 31 a 45 días	2.10%
Malos clientes (puntos_corte)	
Rango en mora 46 a 70 días	1.76%
Rango en mora 71 a 90 días	1.16%
Rango en mora 91 a 120 días	4.06%
Rango en mora de 121 días en adelante	8.49%

En base a la ecuación del modelo se debería cambiar la política para que en el *umbral* de 61 días se tome medidas e iniciar la gestión de cobro con carácter motivacional de incentivo al pronto pago. Si al ser evaluada esta aplicación, con la gestión realizada sea: SMS, llamada o mensaje comienza a bajar la mora, entonces el modelo es correcto y ha cumplido su objetivo.

3.2 Definición de estrategias para generar la matriz ordenada de cobranza

En un medio competitivo como el del sistema financiero nacional, es absolutamente necesario el cambio en el tratamiento que se le da al cliente, para este caso de estudio al tarjetahabiente aunque éste presente comportamientos de default.

De ahí que con los resultados obtenidos en este trabajo investigativo, se desarrolla una matriz para generar una gestión de cobro distinta, partiendo de la iniciativa motivacional y así promover el cumplimiento e incluso la adhesión en volumen al producto que ofrece la institución.

Hoy en día los recordatorios de pago para el tarjetahabiente representan una molestia, más aún cuando los scripts que utilizan no son nada sutiles sin considerar ni siquiera el historial de comportamiento de pago, que cuando llega a caer por una sola ocasión en un día de mora, el cobro insistente genera desconcierto.

De ahí que se requiere transformar el manejo de recordatorios o cobros a una forma positiva, estableciendo estrategias pensando en la satisfacción del cliente creando valor agregado para adherir otros tarjetahabientes e incluso crear fidelización.

Es importante también se genere un control de medición de los diferentes tipos de canales que se utilizan para las notificaciones e incluso utilizar el manejo de redes sociales para los casos en que ya se deba hacer visita conocer la ubicación del deudor.

La matriz presentada a continuación contiene la propuesta de estrategias para una matriz de cobranza distinta y positiva con generación de premios e incentivos que motiven oportunidad en el pago de los clientes que han tenido algún tipo de incumplimiento.

Se incluye como consideraciones el segmento de clientes al cual aplicar, basándose en las variables que se incluyeron en el modelo y las consideraciones de la correlación con el incumplimiento en la identificación de variables.

MATRIZ ORDENADA DE COBRANZAS			
PRODUCTO:	TARJETA DE CRÉDITO		
Segmentos_default	Consideraciones *	Gestión actual	
Buenos: 0 días mora, comportamiento usual.	En general a todos los clientes	Se remite SMS recordatorio fecha_pago y monto	
Cientes con hasta 8 días vencidos, por primera vez.		Envío de SMS por varias ocasiones cobrando	
Cientes con hasta 8 días vencidos, repetitivo.			
Cientes en mora entre 9 y 15 días			
Cientes en mora entre 16 y 30 días			SMS recom PROG en el l
Cientes en mora entre 31 y 60 días	Iniciar la cobranza preventiva a clientes cuyo historial han reportado mora promedio de más de 61 días y tengan más de una operación de crédito vigente.	Envío de SMS por varias ocasiones cobrando	Envío auspicio cump
Cientes en mora entre 61 y 90 días	Aplicar a clientes cuya fuente de ingreso es diferente a rol de pagos u honorarios. Dirigir principalmente a particular o comerciante.	Cobro vía mail y/o llamadas telefónicas	Llama motiv cond ya se p
Cientes en mora entre 91 y 120 días	Seleccionar los clientes cuyo historial de mora registren un número de veces distinta a 0.		Gener su hi oportu en mo
Cientes en mora entre 181 y 360 días	Escoger clientes según su valor de la deuda de la tarjeta de crédito y se recomienda también incluir a deudores cuya calificación del buró sea menor a C1.	Visitas de ejecutivos de cobranzas	Llama recibir de la cuales
Cientes con más de 360 día de incumplimiento	Cientes de Esmeraldas y Machala, con mayor incumplimiento.	Paso a judicial	Llama valor visita las not
* En función del análisis realizado en el modelo logit con mejor ajuste.			

Capítulo Cuarto

Conclusiones y Recomendaciones

Conclusiones.

- El desarrollo de esta investigación ha cumplido con sus objetivos principalmente al entregar la matriz ordenada de cobranzas propuesta, basada en los resultados del modelo considerando como referencia las variables incluidas en el mismo.
- En las entidades financieras que realizan intermediación y ofrecen productos como la tarjeta de crédito, es innegable la necesidad de gestionar su cobranza, para lo cual en base a modelos como el desarrollado en la presente investigación *Logit*, se pretende recomendar una gestión de cobro innovadora, apoyada en la matriz ordenada de cobranzas propuesta en el capítulo anterior.
- La construcción del modelo de esta investigación sirvió para descartar variables que a primera vista se podría deducir que se incluyan y cumplir con el objetivo de obtener la probabilidad de mora pronosticada. El modelo logit con mejor ajuste recomienda enfocar la gestión de cobranzas a clientes cuyos factores en su historial son influyentes para determinar una probabilidad de ser malo, como: el número de veces en mora, su fuente de ingreso cuando es particular, el promedio de días de mora, las operaciones vigentes y el valor de la deuda de su tarjeta de crédito. Partiendo de la interrogante ¿A los cuantos días de mora la institución debería preocuparse de que sí el cliente podrá o no caer en incumplimiento? se confirma la marca de mora propuesta que el inicio de casos en mora es a los 61 días de incumplimiento.
- Es imprescindible para la gestión de cobranzas considerar el riesgo de crédito de contraparte, para lo cual se observan los lineamientos de Basilea III o Marco Regulador Internacional para Bancos 2010 como se le conoce, aplicables al producto tarjeta de crédito.
- Al analizar los datos estadísticas de la cuenta contable de control sistema financiero y de la institución estudiada (Cartera de crédito de consumo) y en particular los porcentajes de mora de la serie, se observa la dificultad que se presenta en la

cobranza. Con un comportamiento de crecimiento del 0.21% en la cartera de crédito de consumo vencida, el 0.1% promedio de mora y la recesión del cobro en promedio de 0.4%.

En este sentido, se concluye en la necesidad de generar un nuevo score de cobranzas con el cual se pronostique la probabilidad de incumplimiento basada en la mora con el fin de obtener puntos de corte y crear segmentos de cobro.

- Para el desarrollo de un modelo de score, es indispensable contar con la información interna de cada entidad que recoja características propias del comportamiento de sus clientes, información que se complementa con los datos del medio. Para ejecutar los modelos, es necesario tomar en cuenta como primer paso la depuración de la base recibida, con el fin de que se lean resultados consistentes.
- Para la realización del modelo logit se requirió como insumos las bases de datos de los clientes del producto tarjeta de crédito depurada, con el fin de trabajarla en la herramienta SPSS y efectuar el análisis estadístico de cada variable. También se necesitó de cifras consultadas en información publicada en la Superintendencia de bancos con el objeto de tener un punto de partida y comparación con el análisis.
- El método utilizado para definir el modelo es “hacia atrás”, es decir se fue probando cada variable creada o definida para ir descartando cada una si no cumplía con la significancia individual o si no aportaba a la significancia global.

Recomendaciones.

- Como recomendación general para las instituciones del sistema financiero que brindan el producto de tarjeta de crédito, dar un giro positivo y/o motivacional, considerando la matriz ordenada de cobranzas propuesta. De esta manera, se contribuye a la mejora en este tipo de procesos con incentivos a mejorar el pago, con el fin de convertirlo en lo menos engorroso posible y renovar la calidad del servicio a la razón de ser de la intermediación financiera: el *cliente*.
- Evaluar la política de gestión de cobranza, considerando el *umbral* de días mora como alerta del inicio de gestión de cobro preventiva, lo cual dependerá de la realidad de cada banco. En el caso de la institución analizada, obtendrá una ventaja competitiva en la calidad del servicio al cliente y adhesión de otros tarjetahabientes.
- Mantener evaluaciones estadísticas de la efectividad de los actuales medios de notificaciones y la forma como la ejecutan vs el nuevo esquema de estrategias recomendado.
- El objetivo del trabajo investigativo ha sido cumplido generando con el estudio de la variables los puntos de corte basados en el pronóstico de mora, para generar los segmentos. Se recomienda probar la alerta de 61 días para la gestión de cobranza, considerando clientes cuya fuente de ingreso difieren del rol de pagos (principalmente particular), hayan registrado antecedente de mora, sus operaciones vigentes y el valor de deuda de la tarjeta de crédito, variables consideradas en el modelo obtenido.

BIBLIOGRAFIA

Alexander, Carol. *Market Models, A Guide to Financial Data Analysis*. 2009.

Bambino Carlos, Riesgo de Crédito, Centro de Investigaciones Matemáticas Aplicadas a la Ciencia y Tecnología, noviembre 2014.

Bambino Carlos, Prestar como locos y obtener beneficios ¿es realmente posible?: un análisis logit multinomial para los deterministas del comportamiento de pago de una cartera de consumo, FLACSO, Sede Ecuador. 2005. 117 p

Basilea III: Marco regulador global para reforzar los bancos y sistemas bancarios – Diciembre 2010, revisión junio 2011.

Center For Financial. «Inclusion blog.Files.Wordpress.com.» 2011.

Cuadras, Carlos M. *Nuevos Métodos de Análisis Multivariantes*. Barcelona: CMC Editions, 2014.

FERRAN, M. (1997). SPSS para WINDOWS. Programación y análisis estadístico. Mc. Graw Hill.

Landschoot, Astrid Van. *Statistical Techniques for Analyzing of default*. Copyright Astrid Van Landschoot, 2012.

«LIBRO I: Normas generales para la aplicación de la ley general de instituciones del sistema financiero.» En *TITULO X: De la administración y gestión de Riesgos, Capítulo II: De la Administración del Riesgo de Crédito*, de Superintendencia de Bancos y Seguros. s.f.

Mora, Rodrigo. *Administración de Riesgos en IMF*. 2012.

Noboa G., Paúl, Introducción al Riesgo, Universidad Andina Simón Bolívar, abril 2013.

Noboa G., Riesgo de Crédito, Universidad Andina Simón Bolívar, enero 2014

Salvador Figueras, M. (2000) “Introducción al análisis multivariante” (en línea).

Thomas, Lyn C., David B. Edelman, y Jonathan N. Crook. *Credit Scoring and its Applicatons*. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002.

Visauta, B. (1998) Análisis Estadístico con SPSS para WINDOWS (Vol. II. Análisis multivariante). Mc. Graw Hill.

Páginas de internet consultadas:

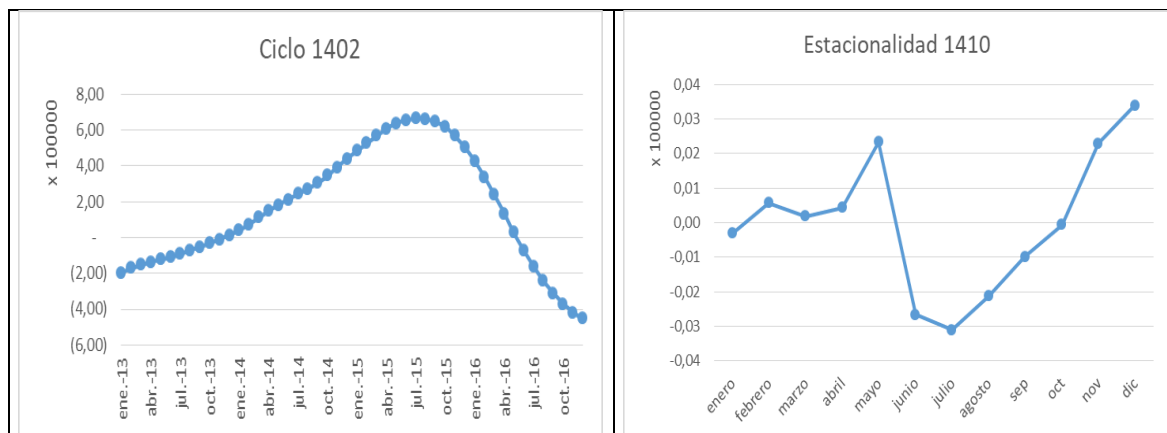
- www.credivalores.com
- <http://centerforfinancialinclusionblog.files.wordpress.com/2011/10>
- <http://riesgodcredito.blogspot.com/2012/05/el-riesgo-de-credito.html>

Anexos

Anexo 1

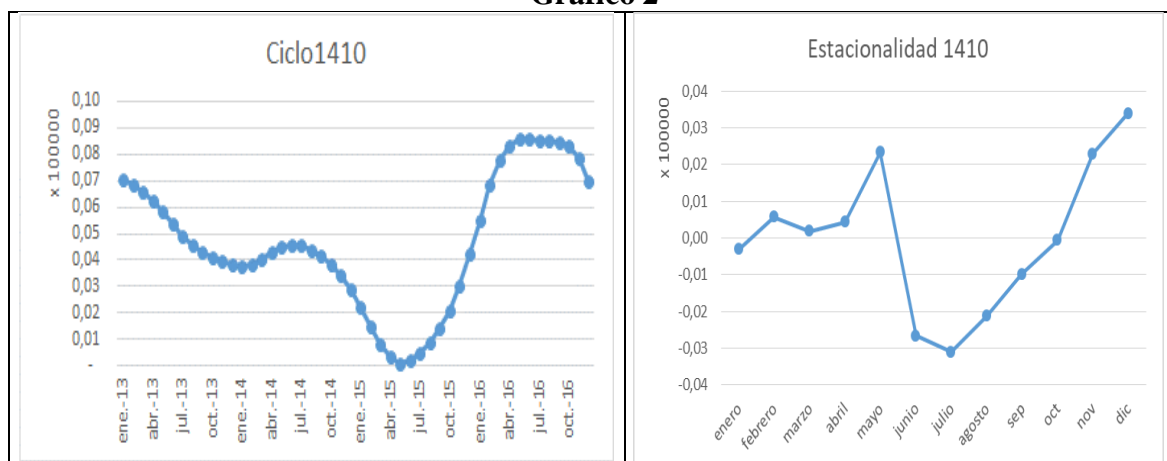
Representación gráfica de los componentes de la serie temporal de la cartera de consumo del SFN

Gráfico 1



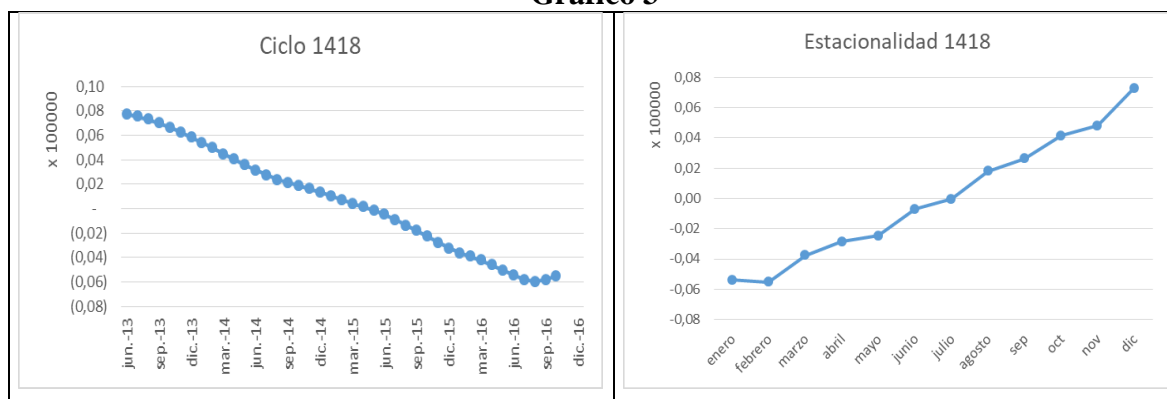
Elaboración propia

Gráfico 2



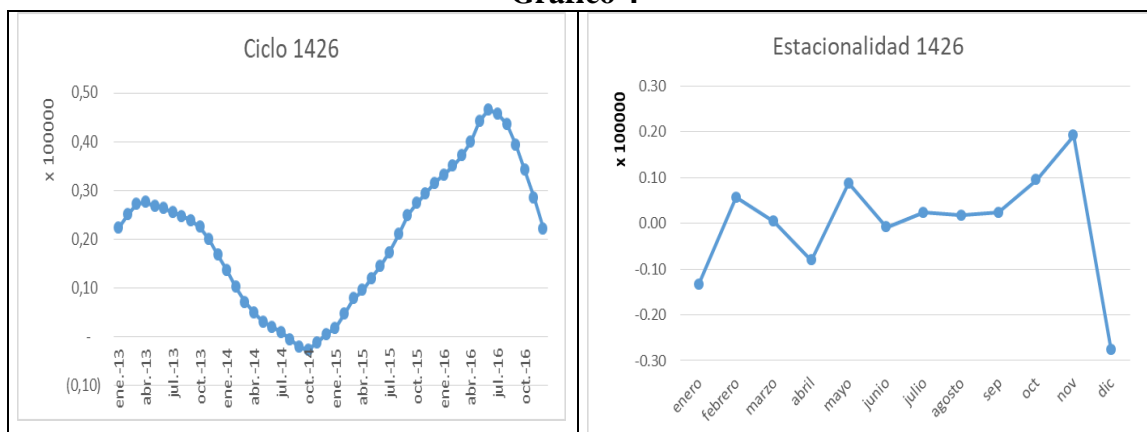
Elaboración propia

Gráfico 3



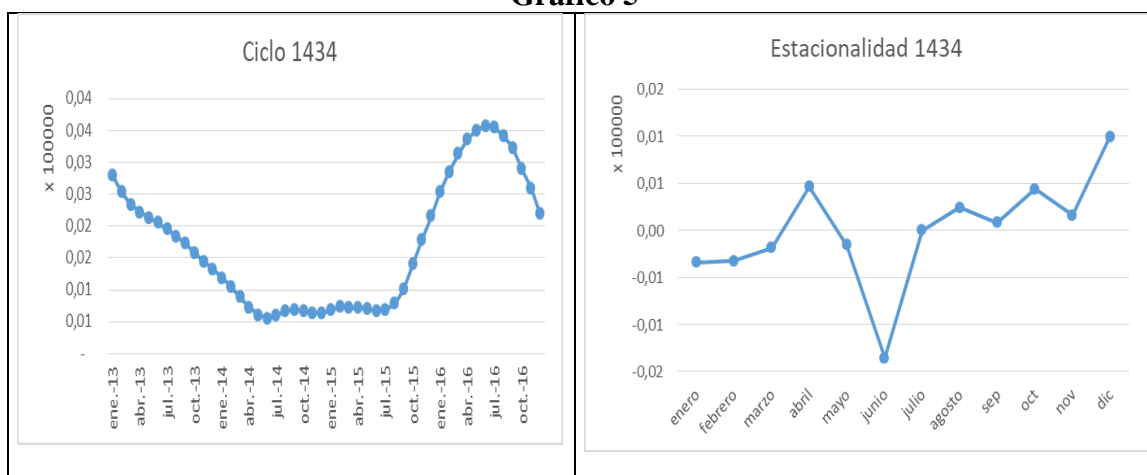
Elaboración propia

Gráfico 4



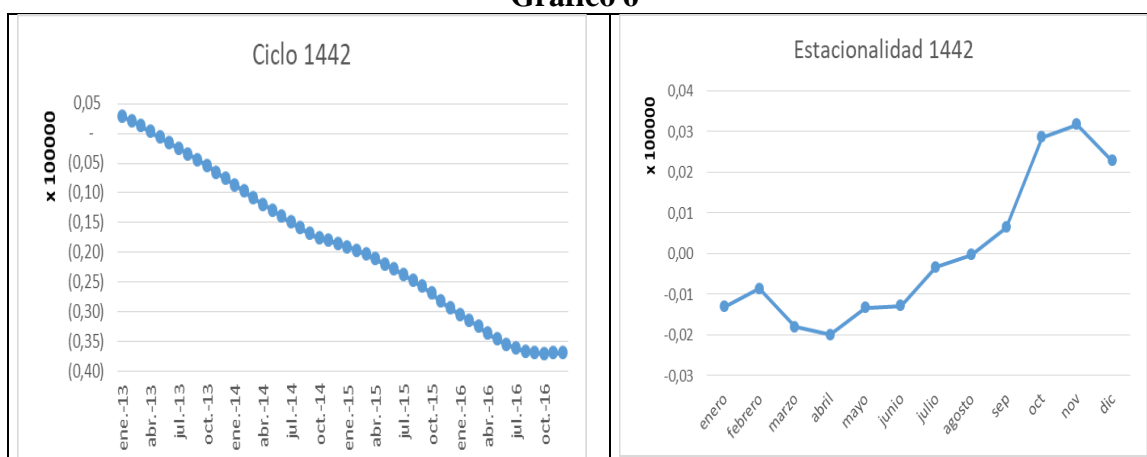
Elaboración propia

Gráfico 5



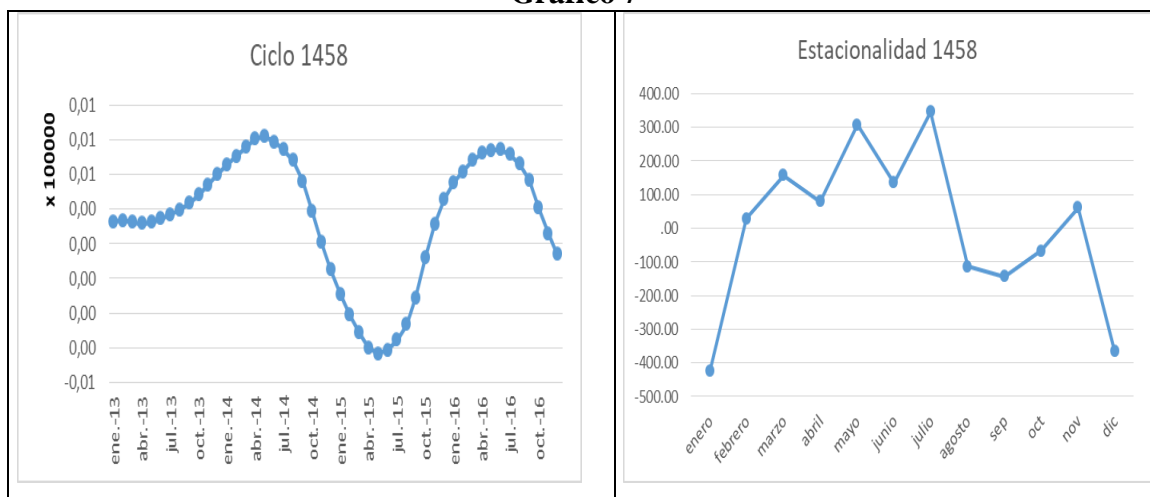
Elaboración propia

Gráfico 6



Elaboración propia

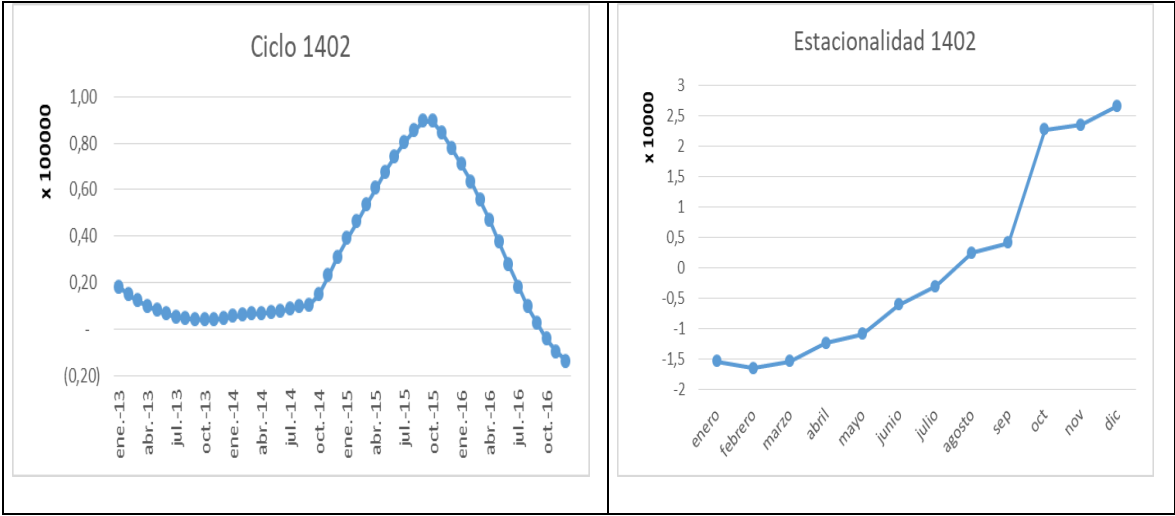
Gráfico 7



Elaboración propia

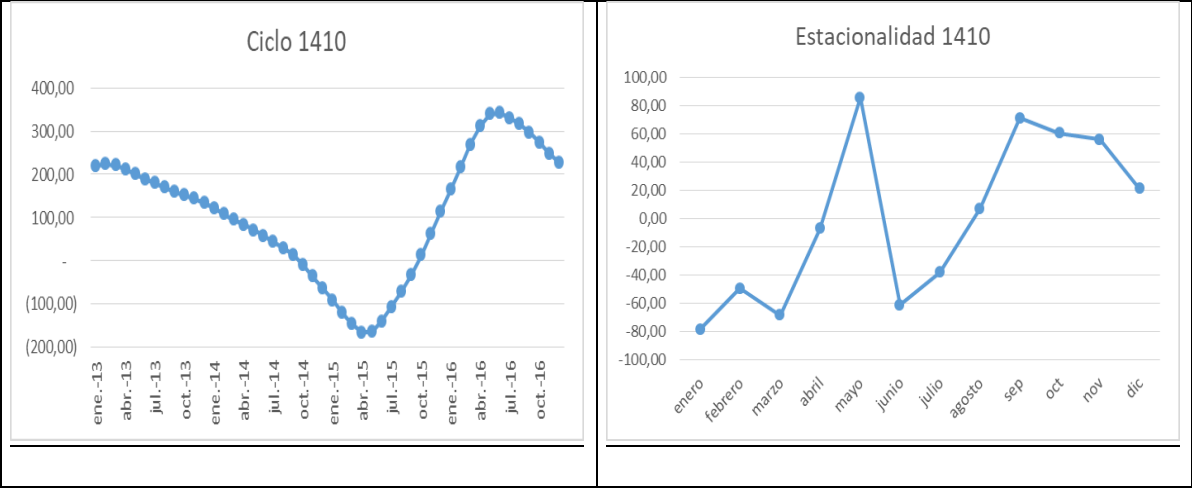
Anexo 2
Representación gráfica de los componentes de la serie temporal de la cartera de consumo de Produbanco

Gráfico 1



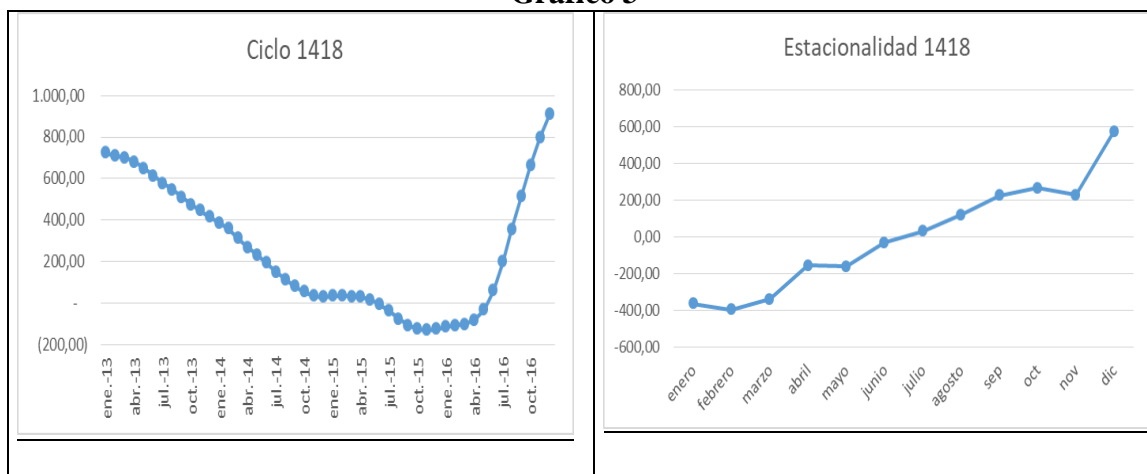
Elaboración propia

Gráfico 2



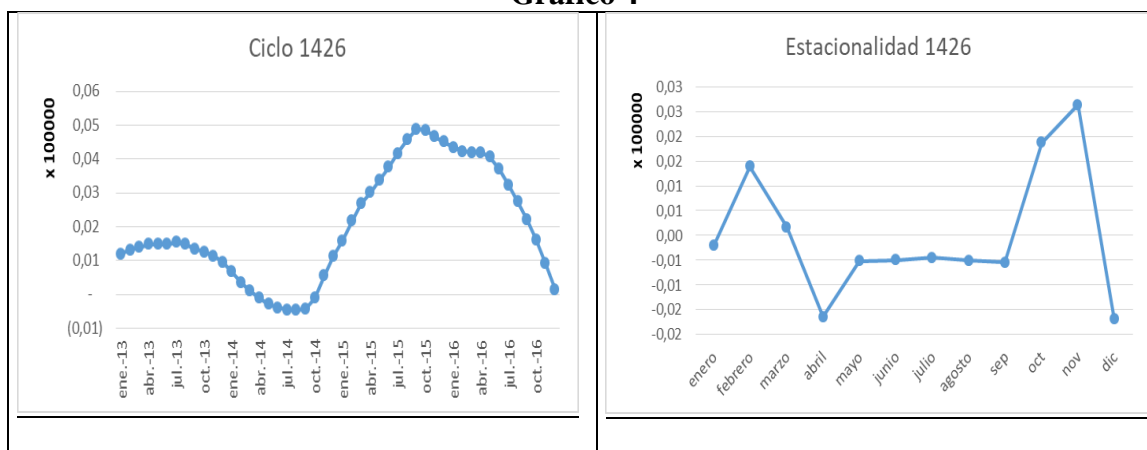
Elaboración propia

Gráfico 3



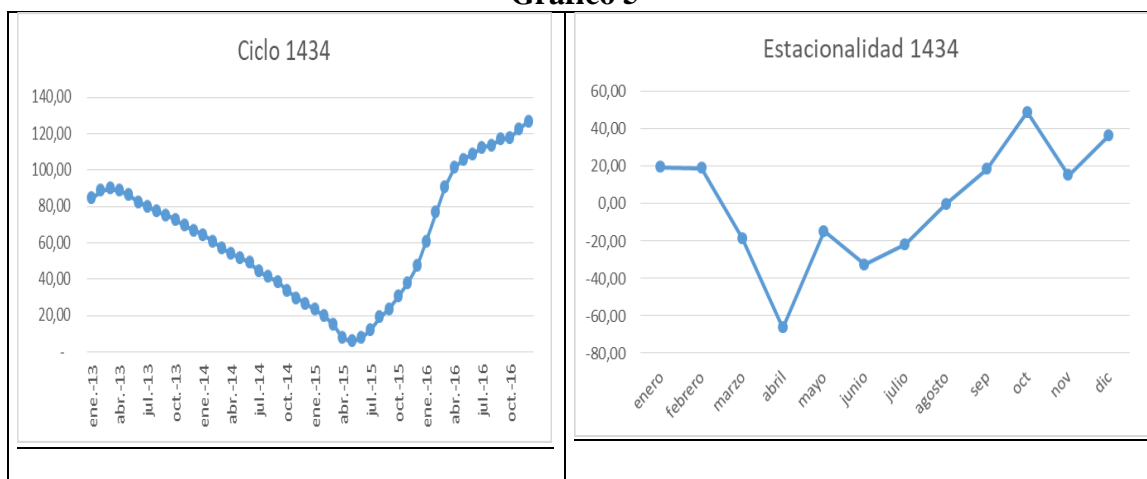
Elaboración propia

Gráfico 4



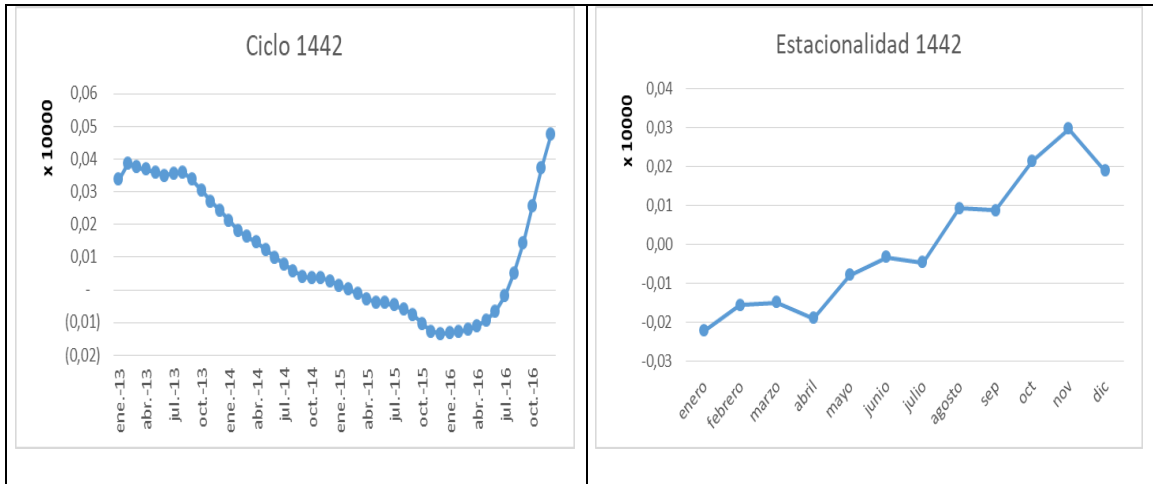
Elaboración propia

Gráfico 5



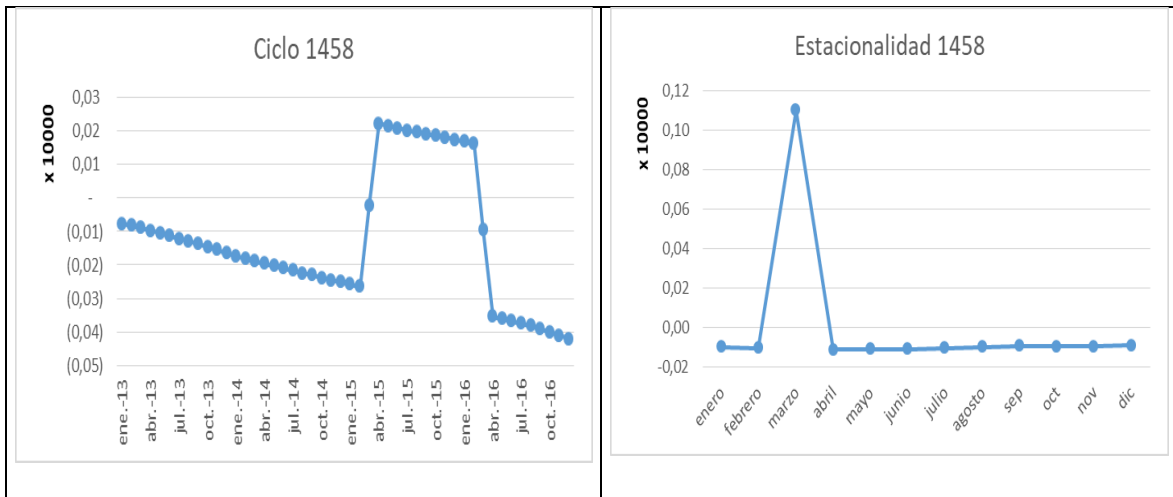
Elaboración propia

Gráfico 6



Elaboración propia

Gráfico 7



Elaboración propia

Anexo 3 – Tabla para definir puntos de corte

Numero_Dias_Mora*incumplimiento tabulación cruzada

Recuento

		incumplimiento		Total
		0	1	
Numero_Dias_Mora	0	104423	0	104423
	1	17306	0	17306
	2	5029	0	5029
	3	8754	0	8754
	4	101	0	101
	5	1036	0	1036
	6	9	0	9
	7	6	0	6
	8	4	0	4
	9	1	0	1
	10	513	0	513
	11	4771	0	4771
	12	8900	0	8900
	13	1297	0	1297
	14	10231	0	10231
	15	1392	0	1392
	16	0	1	1
	17	0	380	380
	18	0	3	3
	20	0	1	1
	21	0	2	2
	23	0	876	876
	24	0	183	183
	25	0	1495	1495
	26	0	450	450
	27	0	1	1
	28	0	12002	12002
	29	0	2917	2917
	30	0	2166	2166
	31	0	1395	1395
	32	0	774	774
	33	0	22	22
	34	0	222	222

35	0	13	13
36	0	13	13
38	0	5	5
39	0	165	165
41	0	26	26
42	0	525	525
43	0	621	621
44	0	315	315
45	0	603	603
46	0	299	299
47	0	50	50
48	0	1	1
53	0	262	262
54	0	1	1
55	0	1	1
57	0	469	469
58	0	103	103
59	0	1002	1002
60	0	738	738
61	0	168	168
62	0	414	414
63	0	408	408
64	0	8	8
65	0	3	3
66	0	5	5
67	0	3	3
71	0	219	219
72	0	56	56
73	0	350	350
74	0	383	383
75	0	189	189
76	0	131	131
77	0	151	151
79	0	1	1
85	0	259	259
86	0	104	104
87	0	123	123
88	0	429	429

90	0	187	187
91	0	846	846
92	0	161	161
93	0	204	204
94	0	86	86
95	0	70	70
96	0	2	2
97	0	2	2
101	0	70	70
102	0	206	206
104	0	105	105
105	0	397	397
106	0	208	208
107	0	53	53
108	0	18	18
115	0	5977	5977
117	0	78	78
119	0	333	333
120	0	270	270
121	0	150	150
122	0	463	463
123	0	244	244
124	0	52	52
125	0	2	2
126	0	1	1
127	0	2	2
129	0	2	2
130	0	50	50
133	0	107	107
134	0	182	182
135	0	61	61
136	0	126	126
137	0	171	171
139	0	30	30
144	0	101	101
148	0	108	108
150	0	398	398
151	0	259	259

	152	0	138	138
	153	0	62	62
	154	0	106	106
	155	0	41	41
	156	0	3	3
	158	0	4	4
	162	0	22	22
	163	0	13	13
	164	0	51	51
	165	0	108	108
	166	0	3	3
	167	0	20	20
	168	0	22	22
	177	0	8	8
	179	0	16	16
	180	0	15846	15846
	196	0	1	1
	287	0	1	1
	320	0	1	1
	722	0	1	1
Total		163743	59755	223528